



Traitement numérique d'images appliqué à l'analyse texturale des roches déformées

Thierry Daniel

► To cite this version:

Thierry Daniel. Traitement numérique d'images appliqué à l'analyse texturale des roches déformées. Sciences de la Terre. Université Rennes 1, 1989. Français. NNT : . tel-00626768

HAL Id: tel-00626768

<https://theses.hal.science/tel-00626768>

Submitted on 28 Sep 2011

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

T. DANIEL

ISSN 0755-978X

ISBN 2-905532-31-9

**traitement numérique d'images
appliqué à l'analyse texturale
des roches déformées**

MEMOIRES ET DOCUMENTS

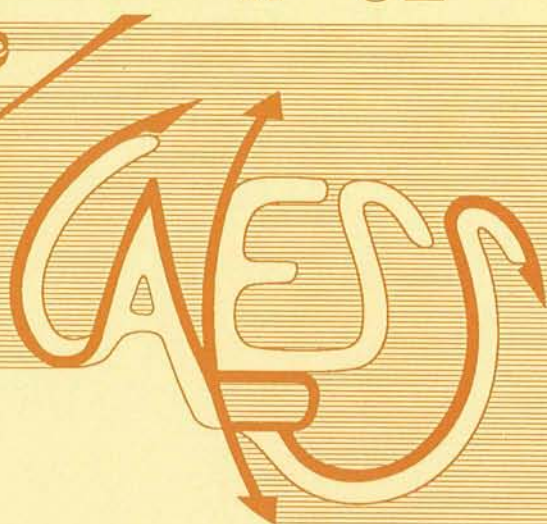
du Centre Armoricaïn

d'Etude Structurale

des Socles

n° 32

Rennes 1990



**MEMOIRES ET DOCUMENTS
DU
CENTRE ARMORICAIN D'ETUDE STRUCTURALE DES SOCLES**

N°32

T. DANIEL

**Traitement numérique d'image appliqué à l'analyse
texturale de roches déformées.**

**Thèse de l'Université de Rennes I
soutenue le 10 Mars 1989.**

**Centre Armoricain d'Etude Structurale des Socles
LP CNRS n°4661
Université de Rennes I
Campus de Beaulieu
F-35042 - RENNES Cédex
(France)**

1989

ISSN : 0755-978 X

ISBN : 2-905532-31-9

1990

Centre Armoricaïn d'Etude Structurale des Socles

LP CNRS n°4661

Université de Rennes I - Campus de Beaulieu

F-35042 - RENNES Cédex (France)

T. DANIEL (1989)

**Traitement numérique d'image appliqué à l'analyse texturale
de roches déformées.**

Mém. Docum. Centre Arm. Et. Struct. Socles, Rennes, 32 ; 186 p.

Table des Matières

I INTRODUCTION	9
II IMAGE, TEXTURE ET GÉOLOGIE	15
II.1 Qu'est ce qu'une image numérique ?	15
II.1.1 L'échantillonnage	15
II.1.2 Quantification d'une image	16
II.1.3 Conclusion	18
II.2 Champs d'applications de l'imagerie numérique en géologie	19
II.3 Notions de TEXTURE en Géologie et en Analyse d'Image	21
II.3.1 Introduction	21
II.3.2 Texture et Sciences de la Terre	21
II.3.3 Texture et images numériques	24
II.3.4 Synthèse entre les notions de texture	28
III ANALYSE DE TEXTURES STRUCTURÉES	33
III.1 Définition de l'information	33
III.1.1 Approche segmentation	33
III.1.2 Approche texture	36
III.1.3 Exemple	37
III.2 Information globale contenue dans une image	38
III.2.1 Histogramme de luminance	38
III.2.2 Observation du signal de luminance	40
III.2.3 Utilisation des tables de couleur (Look Up Table ; LUT)	41
III.3 Amélioration, détection de contours	42
III.3.1 Amélioration	42
III.3.2 Détection de contours	47
III.4 Techniques de seuillage	51
III.4.1 Seuillages globaux	51
III.4.2 Seuillage local	57
III.5 Algorithmes de segmentation	58
III.5.1 Analyse structurale	58
III.5.2 Méthode de détection de contours Nevatia et al. [80]	59
III.5.3 Méthode de détection de contours Castan et Shen [85]	60
III.5.4 Gradient récursif Deriche [87]	62
III.5.5 Méthodes basées sur la morphologie mathématique	63
III.6 Amélioration d'images binaires	64
III.6.1 Transformation par tout ou rien :	65

III.6.2 Transformations de voisinage :	67
III.7 Attributs d'objets sur images binaires	73
III.7.1 Attributs globaux :	73
III.7.2 Attributs locaux	82
III.8 Attributs statistiques	85
III.8.1 Paramètres de luminance :	86
III.8.2 Paramètres de co-occurrence	87
III.9 Utilisation simple des attributs	88
III.10 Conclusion	91
IV ANALYSE STATISTIQUE DE TEXTURES	95
IV.1 Analyse de texture	95
IV.1.1 Principe : Méthode de l'intégrale curviligne	95
IV.1.2 Exploitation du modèle :	97
IV.2 Segmentation d'images par critère de texture	103
IV.2.1 Méthodologie	104
IV.2.2 Corps du modèle	106
IV.2.3 Réglage du modèle	110
IV.2.4 Experimentation	120
IV.2.5 Résultats et conclusions	129
V ANALYSE DE L'EVOLUTION TEXTURALE DE ROCHES DEFORMEES	133
V.1 Présentation du problème d'analyse de l'évolution structurale de roches déformées : exemple du granite du massif de l'Aar (alpes Centrales Suisses)	133
V.2 Présentation des données images	135
V.3 Analyse de l'évolution des clastes et bandes de déformation	141
V.3.1 Analyse des Phénoclastes Feldspatiques	141
V.3.2 Analyse des bandes de déformation	143
V.4 Analyse des textures locales	148
V.5 Essai de modélisation de l'évolution texturale	154
V.6 Conclusions et perspectives	157
VI CONCLUSIONS	159

Table des Figures

I.1	Synoptique de l'analyse texturale d'images naturelles multitexturées.	10
I.2	Schéma d'analyse de texture de type structurée.	11
I.3	Schéma d'analyse de texture d'images naturelles avec apprentissage et classification non-supervisée.	13
II.1	Image synthétique simple et représentation tridimensionnelle de la fonction de luminance	15
II.2	Agrandissement d'une partie de courbe avec mise en évidence du problème de discrétisation a, courbe visualisée b.	17
II.3	Images quantifiées sur 256, 8 et 4 niveaux de gris.	17
II.4	Textures magmatiques a, primitives isolées b, d'après Bard [80]	22
II.5	Textures métamorphiques a et magmatiques b avec extraction possible de primitives (milieu) et de la matrice (en bas) d'après Bard [80]	23
II.6	Exemple de textures aléatoires ou micro-textures	25
II.7	Classification des différentes méthodes d'analyse statistique de texture.	26
II.8	Exemple de textures structurées ou macrotextures	28
II.9	Exemple de schéma global de définition de l'information texture dans le cadre d'une analyse de type structurée. Image initiale d'après [Bard 80]	29
II.10	Exemple de schéma global de définition de l'information texture dans le cadre d'une analyse de type statistique. Chaque fonction de luminance de la fenêtre extraite est caractérisée par un vecteur de paramètres.	30
III.1	Images d'objets de type région a les zones sont isolées par un critère de luminance ; de type contour b les espèces minérales sont différenciées seuls les contours des grains sont utilisés ; de type opposition c la matrice de la roche est isolée par différence avec l'un des éléments plus facile à extraire ; de type différence d'homogénéité d les deux zones ont la même valeur moyenne de luminance seul le contraste permet de mesurer la différence.	35
III.2	Séquence d'image d'une modélisation analogique avec détermination d'une zone de mouvement. Les zones (en noir) représentées sur les images binaires (c et f) traduisent les zones qui se sont déplacées entre les deux images (schématiquement $c = b-a$ et $f=e-d$).	36
III.3	Images de roche non déformées a et déformées b, fraction clastique c, trace de plans de foliation d, matrice e	38
III.4	Histogramme bimodal a, unimodal b.	39
III.5	Variations des signaux de luminance pris dans différentes directions Roche peu déformée 1 Roche très déformée 19.	40

III.6 Exemple de modification de la LUT (Look Up Table). Luminance 0-100 : R,V,B=0 (noir) ; Luminance 101-255 : R,V,B=255 (blanc).	41
III.7 Modification de la LUT permettant de mettre en évidence un défaut d'éclairage. Image de modélisation analogique (P. Davy).	42
III.8 Image a filtrée par un filtrage gaussien passe-bas fort b et passe-bas léger c . . .	43
III.9 Image de microscopie électronique par Transmission avec détection de dislocations par filtrage par l'intermédiaire de la FFT. Image initiale a , Image FFT b , Masques c , Image resultat c (cf B. Reynard).	45
III.10 Image initiale a et image filtrée par un filtre médian b	46
III.11 Exemple d'image a érodée b et dilatée c	46
III.12 Images initiale a et signaux après un filtrage alterné séquentiel. Combinaison Ouverture-Fermeture b et Fermeture-Ouverture c	48
III.13 Signal initial d'un contour (trait plein) et dérivée première (tireté).	48
III.14 Image originale a et images gradient horizontal b et vertical c (seule l'amplitude du gradient est représentée)	49
III.15 Image originale a , gradient morphologique b et seuillage c	49
III.16 Image originale a , image gradient b , seuillage sur l'image gradient c , affinage des régions d	50
III.17 Signal original (trait plein), dérivée seconde (tireté). Le point de passage par 0 correspond à la position du contour (équivalent au maximum de la dérivée première).	50
III.18 Image originale a , image du Laplacien b et seuillage c	51
III.19 Schéma d'explication de la méthode de seuillage absolu global	52
III.20 Histogramme avec indication des points principaux : selle et pics	53
III.21 Histogramme initial, histogramme lissé et dérivées de l'histogramme lissé. Les seuils multiples sont extraits à partir de la fonction dérivée première. Il s'agit des valeurs correspondant aux extremas de cette fonction : 20, 65, 180, 225 et 240. L'obtention de ces seuils sur la dérivée seconde (par les points de passage par Zéro) est plus délicate.	55
III.22 Image initiale a et image résultats b et c	57
III.23 Modèle d'objet	58
III.24 Image originale a image reconstruite simplement b , image reconstruite à mi-hauteur c , squelette d	60
III.25 Modèle de contour Nevatia-Babu	60
III.26 Image initiale et Image de détection de contour méthode Nevatia-Babu [80] . .	61
III.27 Image initiale (ultramylonite Roche Aar) et résultat du modèle Castan et Shen [85], Points non structurés d'après Lebellegard [87]. $a=0.1$	62
III.28 Images résultats du modèle Deriche	63
III.29 Chapeau haut de forme : ouverture avec b de taille 1 a , différence avec l'image originale b et seuillage sur la différence c . ouverture avec b de taille 2 d , différence avec l'image originale e et seuillage sur la différence f	64
III.30 Éléments structurants carré a , hexagonal b , linéaire c . Notation pour l'élément utilisé.	65
III.31 Image initiale a , dilatation b et érosion c	66
III.32 Image initiale a , ouverture b et fermeture c	67
III.33 Exemples d'éléments structurants connexes	67
III.34 Alphabet de Golay d'après le livre de Coster et Chermand 1985	68

III.356	éléments structurant L permettant d'obtenir le squelette homotopique. Les points signifient que la nature de l'information n'importe pas dans la transformation (valeur 0 ou 1 dans l'image).	69
III.36	Image squelette a, amincissement : 4 itérations b, n itération c.	69
III.37	Elément structurant ébarbulage, aux rotations près.	69
III.38	Image initiale a, squelette b, squelette ébarbulé c.	70
III.39	Image originale a et squelette par zone d'influence b.	70
III.40	Elément structurant donnant une enveloppe convexe (a) et quasi-convexe (b) . .	70
III.41	Elément structurant pour l'extraction des contours	71
III.42	Elément structurant points triples :	71
III.43	Elément structurant points terminaux	71
III.44	Squelette a, fin de segments b, points triples c. Image initiale d et contours e. .	72
III.45	Exemples d'opérations morphologiques conditionnelles. Dilatation a Erosion b Epaississement c. D'après Coster et Chermand [86]	73
III.46	Image d'objets a, marqueurs extrait d'une image prise à un temps T plus tard correspondant aux centroides des regions b et reconstruction d'objets marqués c. Cette exemple peut être utilisé pour la mise en correspondance de zones lors d'une modélisation analogique afin d'estimer les matrices de transformations. . .	74
III.47	Image initiale et particules intersectant le bord éliminées b. Image initiale avec éliminations de trous à l'interieur de particules c.	74
III.48	Fonction granulométrie et fonction de distribution de la taille d'objets en abscisse taille de l'élément structurant	75
III.49	Principe du covariogramme, d'après Coster et Chermand [85]	76
III.50	Image de structures périodiques et covariogramme, extrait de Coster et Cher- mand [85]	76
III.51	Image naturelle de mylonite, zone d'intérêts segmentées a , covariogrammes ho- rizontal b et vertical c	77
III.52	Image de structures non périodiques et covariogramme, D'après Coster et Cher- mand [85]	77
III.53	Configurations de l'élément structurant permettant la détection d'orientations locales et distance associée. d'après Coster et Chermand [85]	79
III.54	Image initiale a et rose de fréquence morphologique b.	79
III.55	Image initiale a et rose de fréquence approximée à partie de la rose des intercepts b.	80
III.56	Squelette d'un objet et configurations importantes, terminaisons de segments, points triples et segments.	81
III.57	Exemples de résultats de roses de fréquences par approximation linéaire, roche peu déformée a et roches déformées b.	82
III.58	Image binaire a et composante connexe représentée par le même niveau de gris ou couleur b.	82
III.59	Expressions des cinq attributs de co-occurrence calculés à partir des matrices de co-occurrence et des histogrammes de sommes et différences. La formule de l'ener- gie est une formule approchée et valable uniquement pour des petits vecteurs de translation.	88
III.60	Seuillage de régions par les paramètres : image initiale a, régions de taille supé- rieure à 30 pixels b, régions dont la longueur horizontale est comprise entre 15 et 60 pixels c, régions dont la longueur verticale est comprise entre 10 et 30 pixels d.	89

III.61	Histogrammes de répartition de paramètres géométriques calculés sur les objets "clastes" pour deux roches. En trait plein : roche granitique peu déformée, en trait pointillé roche très déformée ultramylonite.	90
III.62	Exemple de relations entre la taille moyenne des clastes segmentés par traitement d'image et l'intensité de déformation (en haut). En bas, résultats obtenus après mesure manuelle de la taille de grains (d'après Marquer [87])	90
III.63	Schéma d'analyse structurée de textures, les références de la figure correspondent aux paragraphes précédents.	91
IV.1	Principe de l'analyse de texture	96
IV.2	Intégration de l'information sur plusieurs courbes de luminances	97
IV.3	Exploitation des caractéristiques texturales : position des vecteurs caractéristiques texturales a, approximation polygonale des contours b, remplissage de la Forme Texturale c	98
IV.4	Choix des points d'analyse : Manuel a, Grille régulière b, Tirage aléatoire c.	98
IV.5	Evolution du Rapport d'excentricité en fonction du paramètre μ . Roche peu déformée a, roche déformée b.	100
IV.6	L'image a présente une structure très orientée, le signal de luminance dans les deux directions considérées est donc très différent. Cette différence se traduit sur les vecteurs A_i (même valeur du seuil μ) et donc sur l'aspect de la forme texturale associée. L'image b présente un objet homogène sur un fond hétérogène de luminance très différente. Le calcul du vecteur A_i va donc se poursuivre approximativement jusqu'au contour de l'objet, ceci quelque soit la direction considérée.	101
IV.7	Relation forme texturale/ texture locale : Les sommets et intersections de la grille posée sur l'image a correspondent aux positions des points de mesure des formes texturales b.	102
IV.8	Exemples de formes texturales, roche peu déformée a, orthogneiss b, mylonite c et ultramylonite d	103
IV.9	Moyenne des paramètres d'orientations	103
IV.10	Exemples de relations entre les paramètres moyens calculés sur les formes texturales et l'intensité de la déformation.	104
IV.11	Synoptique de la méthode d'analyse de texture	105
IV.12	Modèle d'analyse de texture locale	106
IV.13	Exemple de masques extraits par la méthode proposée et comparaison avec des masques carrés de taille équivalente (en bas). La position des points de mesure correspond aux sommets du carré posé sur l'image. Les masques carrés sont centrés sur ces points de mesure.	107
IV.14	Exemple de relation entre la corrélation moyenne entre le bipoint considéré et la norme du vecteur de translation	108
IV.15	Catalogue d'image testées par la méthode d'analyse de texture. Voiture (fournie par le CCETT) a, Texture b, Coupe histologique c et Roche peu déformée (Granite de l'Aar) d.	110
IV.16	Exemple de détermination de modalités et utilité d'emploi de variables qualitatives dans une classification.	112
IV.17	Disposition des modalités dans le plan factoriel engendré par les deux premiers axes	117

IV.18	Synoptique de l'apprentissage des caractéristiques des populations de texture . .	119
IV.19	Classification de l'image Voiture avec des valeurs de norme différente $\mu = 60$. 3 et 1 a, 4 et 1 b, 4 et 2 c, 3 et 2 d.	122
IV.20	Exemple de courbe de corrélation entre le paramètre μ et la taille des vecteurs Ai ; voiture a coupe histologique b. Les neuf courbes séparées en trois groupes correspondent aux maxima, moyenne et minima. Les directions 0° sont représen- tées en trait plein, 45° en pointillé large et 90° en pointillé fin.	123
IV.21	Classification de l'image Voiture avec des valeurs de μ croissantes 30 a, 40 b, 60 c, 100 d.	124
IV.22	Exemple d'arbre de classification, image voiture, 4 translation 3 4 et 2 1, $\mu = 60$.	126
IV.23	Images classifiées avec parcours de l'arbre de classification et modification du nombre de classes par regroupement, 15 classes a, 8 b, 4 c, 2 d	128
IV.24	Images classifiées, $\mu = 30$, 4 translation 3 1 4 2, a 10 classes b, 6 classes c, 4 classes d, 5 classes e.	130
IV.25	Images initiales avec contour des classes superposé.	131
V.1	Roche peu déformée a, stade intermédiaire (orthogneiss) b, roche déformée (my- lonite) c.	134
V.2	Evolution de différents paramètres en fonction de la déformation croissante : variation du nombre de clastes feldspathiques a, proportion de clastes feldspa- thiques par rapport à la quantité totale de feldspath b, évolution du degré de connexion des plans de foliation c, variation de la taille moyenne des clastes d. D'après Marquer [87] et Gapais [87].	135
V.3	Evolution schématique des textures dans les orthogneiss de l'Aar	136
V.4	Echantillons du granite de l'Aar.	137
V.5	Echantillons du granite de l'Aar (suite).	138
V.6	Echantillons du granite du Gothard.	139
V.7	Système d'acquisition des images de sections rocheuses.	140
V.8	Objets clastes segmentés pour le granite de l'Aar	141
V.9	Courbes de corrélation entre les paramètres géométriques moyens calculés sur les clastes et l'intensité de la déformation (échantillons de l'Aar).	142
V.10	Objets Bandes de déformation segmentées, granite de l'Aar	144
V.11	Objets Bandes de déformation segmentées, granite du Gothard	145
V.12	Roses de fréquence des orientations des bandes de déformation, granite de l'Aar	146
V.13	Roses de fréquence des orientations des bandes de déformation, granite du Gothard.	147
V.14	Courbes de corrélation entre les paramètres géométriques moyens calculés sur les formes texturales et l'intensité de la déformation. a Roche de l'Aar, b Roche du Gothard.	148
V.15	Roses de fréquence des orientations du moment d'inertie principal des formes texturales calculées pour 200 points d'analyse par section. Série de l'Aar ($\mu =$ 100).	151
V.16	Roses de fréquence des orientations du moment d'inertie principal des formes texturales calculées pour 200 points d'analyse par section. Série du Gothard (μ = 100).	152
V.17	Notation utilisée pour l'estimation du degré d'asymétrie à partir des roses de fréquence.	153
V.18	Evolution du degré de symétrie des structures avec la déformation	153

V.19	Visualisation de l'analyse des correspondances simples entre les données de chaque roche et la classification obtenue par l'analyse des données texture Série de l'Aar.	155
V.20	Visualisation de l'élément représentatif de chaque classe obtenue Série de l'Aar.	156

Chapitre Premier

INTRODUCTION

Le développement récent des techniques informatiques d'imagerie numérique permet désormais une utilisation de ces méthodes en géologie. Les travaux associés sont encore relativement peu nombreux et portent sur des domaines très variés : géologie structurale, sédimentologie, géophysique, pétrographie.... L'analyse d'image intervient alors comme un outil d'extraction de l'information. Un des objectifs de ce mémoire est de présenter aux géologues une méthodologie possible de résolution de leurs problèmes d'analyse et de quantification de phénomènes visuels par l'emploi des techniques du traitement de l'image. Les méthodes et les possibilités du traitement de l'image sont encore peu connues des géologues ; dans ce but, le mémoire comportera un bon nombre d'études bibliographiques sur les algorithmes de base et les méthodologies générales d'analyse. Ces revues bibliographiques illustrées de nombreux exemples d'images géologiques apporteront, quelques idées sur la démarche et les capacités d'un processus d'analyse. Afin de faciliter la lecture à la fois aux géologues et aux personnes plus au fait des techniques de traitement, nous pouvons dire que les schémas nouveaux en image sont plus spécialement présentés dans le chapitre 4.

L'application de ce travail concerne l'analyse de la déformation de granitoïdes déformés dans des conditions ductiles, ceci à travers une quantification des modifications structurales intervenant au cours de la déformation. L'étude est réalisée à travers la quantification des nombreux marqueurs contenus dans les roches : clastes, bandes de foliations, matrice recristallisée. Cette analyse peut parfois se réaliser de manière directe si les objets d'intérêt sont utilisables (c'est à dire si il est possible de les segmenter). Malheureusement dans la plupart des cas, leur étude ne peut être dissociée car l'ensemble des objets constitutifs et non pas une catégorie particulière d'objets caractérise un phénomène dans son ensemble. La texture globale d'un échantillon rocheux est alors l'expression de cet ensemble.

La texture des roches déformées, en général reflète bien l'état de déformation. L'analyse quantitative de ces textures a donc guidé notre travail.

La figure I.1 présente le schéma général de cette thèse qui est de considérer toute l'information sous-jacente dans une image au sein d'une approche d'analyse texturale. Approches texturales qui englobent toutes les méthodes classiques de traitement d'images numériques en les regroupant au sein d'une même structure.

Une introduction aux définitions de l'imagerie numérique, ainsi qu'aux règles principales de cet outil sera présentée. Ceci sera suivi d'un bref état de l'art de l'analyse d'image en géologie.

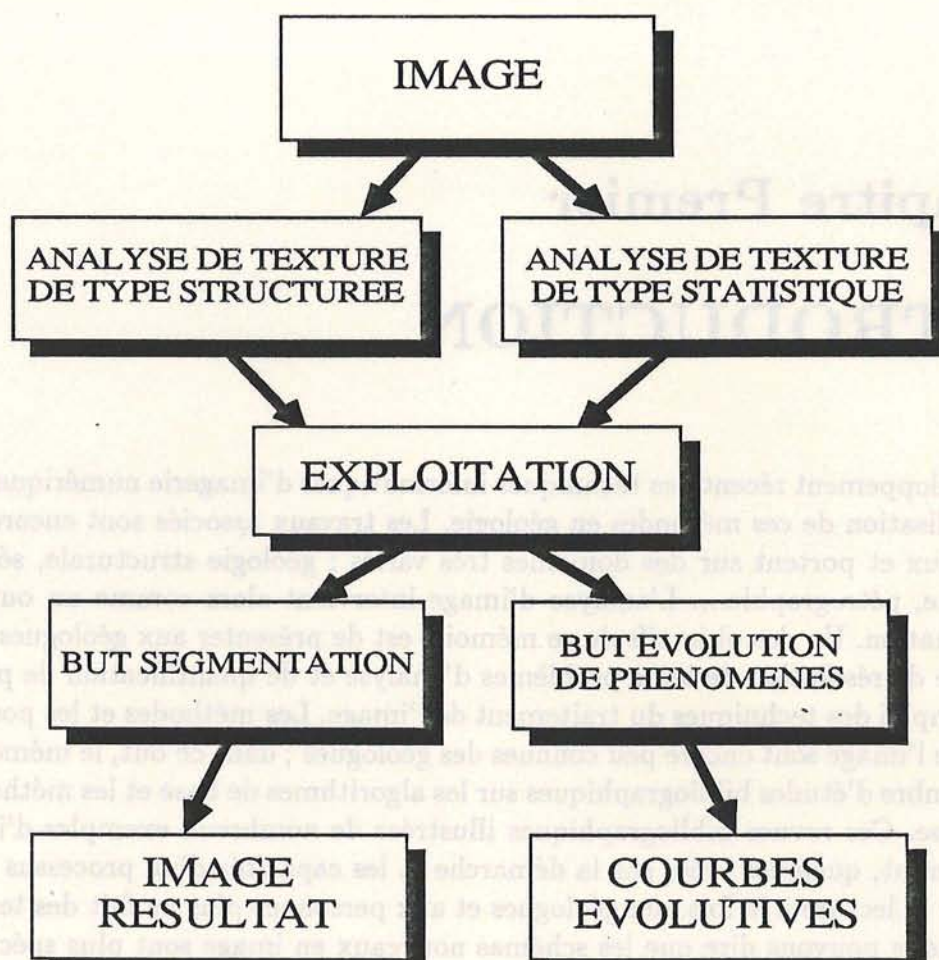


Figure I.1 : Synoptique de l'analyse texturale d'images naturelles multitexturées.

Une étude bibliographique comparative des notions de texture dans les deux disciplines **géologique** et **image** a été réalisée afin d'établir le lien entre les deux domaines, justificatif de ce travail.

Les multiples définitions du terme **texture** se regroupent sous deux grandes dénominations :

Texture de type structurées : une primitive permet de décrire la texture (ex mur de brique, avec la brique comme primitive, lame mince avec une espèce minérale comme primitive). L'analyse se résume à la reconnaissance et l'identification de ou des primitives, ainsi que la définition des règles de placement qui régissent la texture globale.

Texture de type statistique : (ex sable fin, ultramylonite) ou il s'avère impossible d'isoler une primitive. La perception de la texture s'opère par des mesure de densité, d'orientation, et de couleur.

La première partie de cette étude est donc une introduction aux méthodes d'analyse numérique d'images (fig. I.2). L'emploi de ces algorithmes, dans le cadre du schéma d'analyse de type structuré décrit dans la figure I.1 permet une segmentation des primitives de textures. La caractérisation et la quantification de ces primitives est réalisée par le calcul d'un nombre important d'attributs. Le choix des attributs pertinents est opéré de deux manières différentes :

- soit de manière directe en fonction de l'application pour les attributs les plus simples

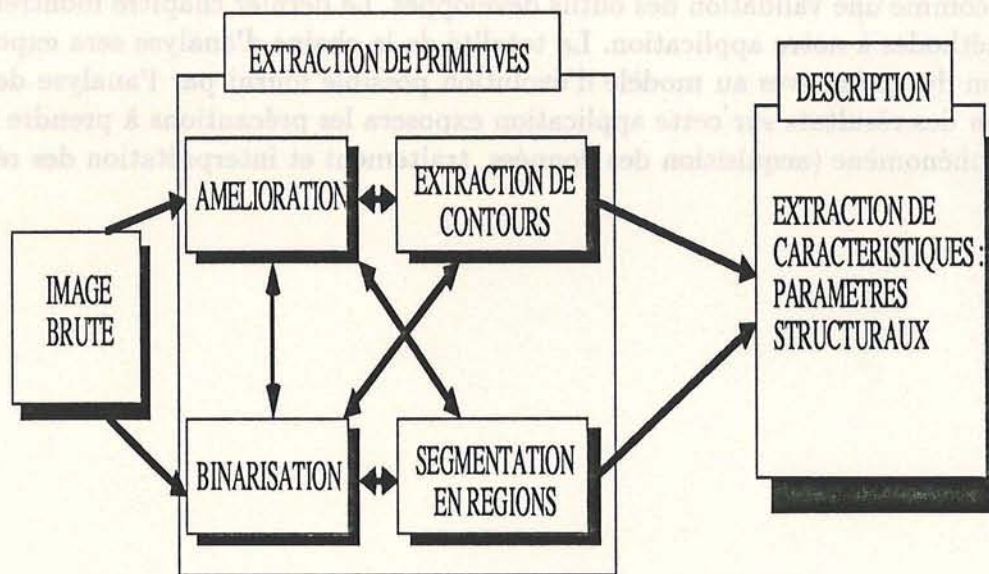


Figure I.2 : Schéma d'analyse de texture de type structurée.

- soit de façon selective dans un mode semi-automatique par l'utilisation de l'analyse des données, pour les attributs dont la signification n'est pas interprétable immédiatement (ex moments statistiques d'ordre supérieur sur les luminances).

Le second mode possible d'analyse texturale d'une image absorbe le problème sous un angle différent, en ne cherchant pas à segmenter une quelconque primitive mais en utilisant et mesurant les caractéristiques visuelles d'une zone analysée (densité, orientation, luminosité,...). Le test et l'emploi des principales méthodes d'analyse de texture a permis la sélection d'un algorithme basé sur l'étude des variations de l'activité du signal de luminance. Cette méthode s'est avéré efficace dans l'analyse de l'évolution structurale des roches. Son emploi a été étendu dans un schéma de segmentation d'images par des critères de texture.

La méthode (fig. I.3) proposée utilise une approche conjointe de deux types d'algorithmes d'analyse de texture. L'extraction de vecteurs d'attributs de texture pour chaque point de l'image se décompose en deux phases : la première permet d'extraire une zone (ou contexte) homogène. La seconde phase calcule un vecteur d'attributs caractérisant cette zone.

A partir de ce modèle, nous avons bâti un schéma d'analyse complet comprenant deux étapes :

- Un apprentissage de la population de primitives de texture extraites et caractérisées par le schéma précédent. Le nombre de points d'analyse est ici volontairement peu élevé (env. 500 points). La connaissance de cette population et des classes de primitives qui la composent est abordée par le biais de l'analyse des données. Ces méthodes d'analyse de variables sont utilisées afin de définir parmi le lot de paramètres extraits :
 - les attributs discriminants vis-à-vis des phénomènes analysés
 - la meilleure représentation possible de l'espace des paramètres permettant le maximum de discrimination entre les classes.
- Une affectation pour chaque point de l'image désigné par son vecteur d'attribut à une des

classes (la plus proche) calculée lors de l'étape précédente.

L'application de ces techniques à l'analyse de l'évolution structurale de roches déformées intervient comme une validation des outils développés. Le dernier chapitre montrera les résultats de ces méthodes à notre application. La totalité de la chaîne d'analyse sera exposée, de la segmentation des primitives au modèle d'évolution possible fourni par l'analyse des données. La discussion des résultats sur cette application exposera les précautions à prendre dans l'analyse d'un tel phénomène (acquisition des données, traitement et interprétation des résultats).

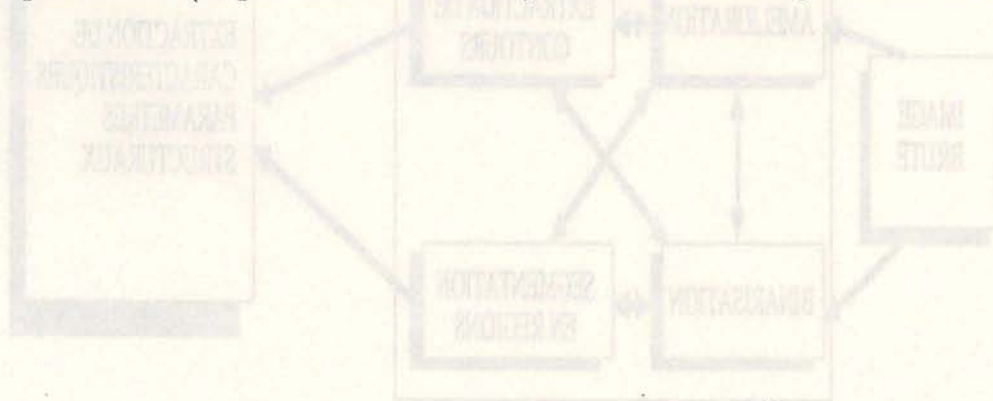


Figure 1.2 : schéma d'analyse de texture de type structurée.

soit de façon sélective dans un mode semi-automatique par l'utilisation de l'analyse des données, pour les attributs dont la signification n'est pas interprétable immédiatement (les moments statistiques d'ordre supérieur sur les luminances).

Le second mode possible d'analyse texturale d'une image absolue le problème sous un angle différent, en ne cherchant pas à segmenter une quelconque primitive mais en utilisant et mesurant les caractéristiques visuelles d'une zone analysée (densité, orientation, luminosité...). La test et l'emploi des principales méthodes d'analyse de texture à partir de la sélection d'un algorithme basé sur l'étude des variations de l'activité du signal de luminance. Cette méthode a été utilisée dans un schéma de segmentation d'images par des critères de texture.

La méthode (fig. 1.2) proposée utilise une approche conjointe de deux types d'algorithmes d'analyse de texture. L'extraction de vecteurs d'attributs de texture pour chaque point de l'image se décompose en deux phases : la première permet d'extraire une zone (ou contexte) homogène. La seconde phase calcule un vecteur d'attributs caractérisant cette zone.

A partir de ce modèle, nous avons bâti un schéma d'analyse complet comportant deux étapes : l'ajustement de la population de primitives de texture extraites et caractérisées par le schéma précédent. Le nombre de points d'analyse est ici volontairement peu élevé (env. 500 points). La connaissance de cette population et des classes de orientation qui la composent est obtenue par le plan de l'analyse des données. Ces méthodes d'analyse de variables sont utilisées afin de définir parmi le lot de primitives extraites :

- les attributs discriminants vis-à-vis des phénomènes analysés
- la meilleure représentation possible de l'espace des paramètres permettant le classement de discrimination entre les classes.
- une affectation pour chaque point de l'image définie par son vecteur d'attribut à une des

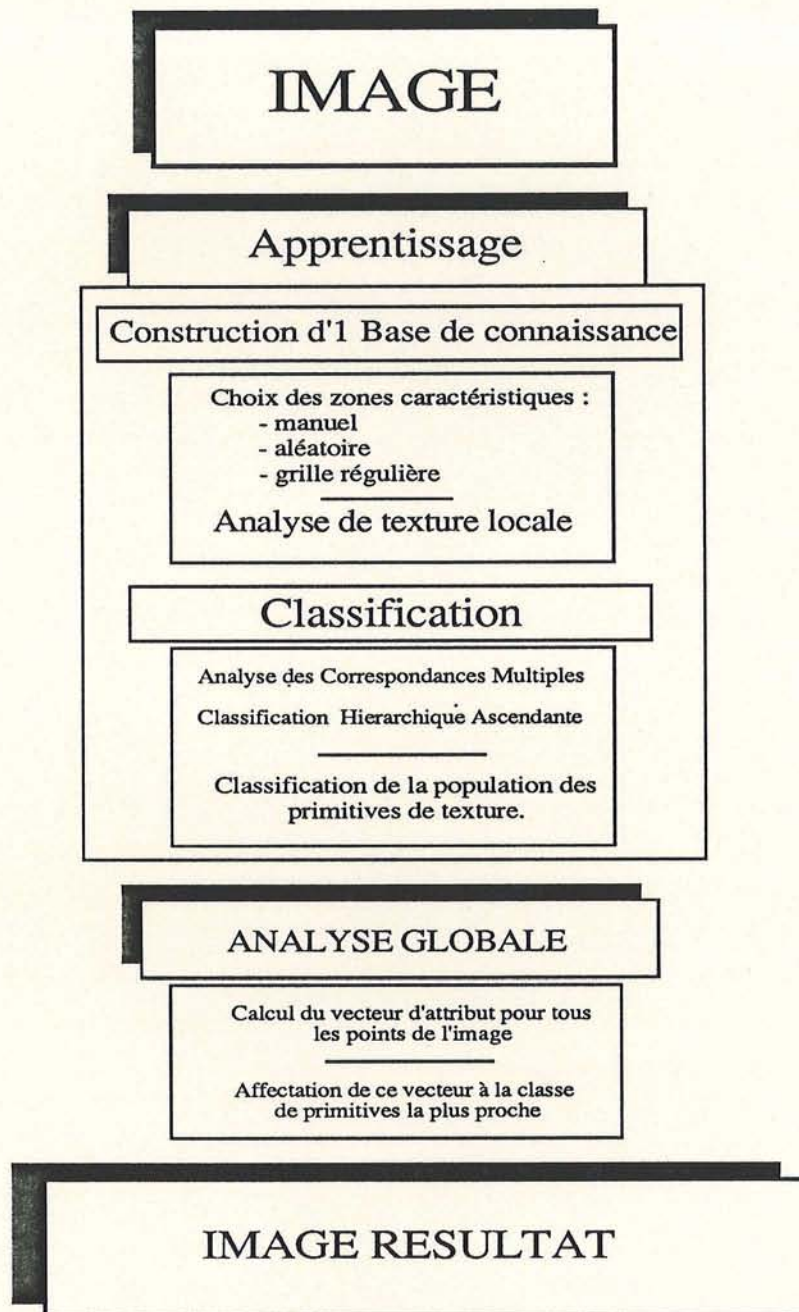


Figure I.3 : Schéma d'analyse de texture d'image naturelles avec apprentissage et classification non-supervisée.

Chapitre II

IMAGE, TEXTURE ET GÉOLOGIE

II.1 Qu'est ce qu'une image numérique ?

Une image numérique est comparable à un tableau $T(x,y)$ où x et y sont les coordonnées spatiales des éléments du tableau ou pixels (de l'anglais Picture elements). Sur ce tableau, est définie une fonction $L(x,y)$ appelée fonction de luminance ou luminosité, les bornes de cette fonction sont généralement fixées, le noir correspondant à la borne inférieure égale à 0 et le blanc à la borne supérieure égale à 255.

La taille des images est généralement de $512 * 512$ points mais se prête facilement à des modifications. Cette taille de l'image dépend principalement de la définition des scènes que l'on veut acquérir, des détails de cette scène qui sont caractéristiques vis à vis du problème posé et de la place mémoire de l'ordinateur disponible.

La figure II.1 montre une image de synthèse simple et la représentation tridimensionnelle de la fonction de luminance.

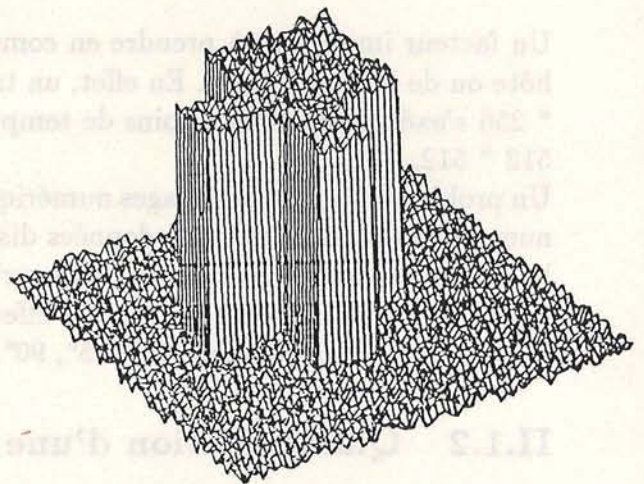
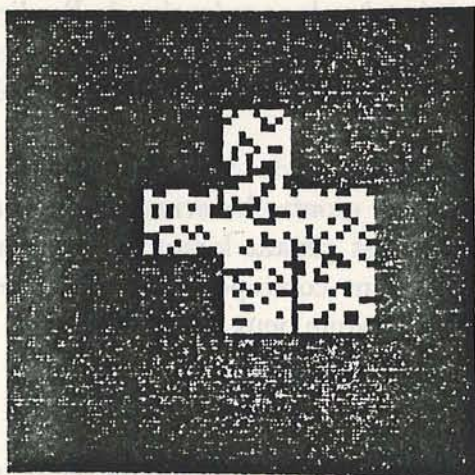


Figure II.1 : Image synthétique simple et représentation tridimensionnelle de la fonction de luminance

II.1.1 L'échantillonnage

L'échantillonnage est abordé à l'aide de la théorie désormais classique proposée par Nyquist et Shannon. Cette théorie est parfois mal adaptée à certains types d'images. Il faut tenir compte

de la fonction de transfert du système optique. On sait que dans une optique ayant une bande passante limitée, les très hautes fréquences seront irrémédiablement perdues. L'image ainsi créée aura donc un spectre de puissance à support borné. Le pas choisi ou la définition de chaque pixel sera de $\frac{1}{2U}$ ou U est la taille du détail le plus fin que l'on désire observer. Cette condition n'est pas toujours applicable, c'est pourquoi les chercheurs dans certains cas particuliers utilisent la dimension fractale introduite par [Mandelbrot [77]]. Celui ci définit une dimension fractale d'une ligne comme :

$$D = 1 - \left(\frac{\log(L2(\delta X))}{\log(\lambda)} \right)$$

où $L2(\delta X)$ est le périmètre approché de la ligne et λ est l'ouverture du compas qui a permis de mesurer ce périmètre approché.

La dimension fractale D mesurée à l'échelle réelle de l'échantillon doit être conservée de manière très proche sur l'image acquise.

De plus, cette dimension nous donne un moyen de transposer des mesures faites à différentes échelles d'observation. Prenons l'exemple d'une image d'une roche poreuse où le problème est de mesurer les possibilités d'échange par les pores. Ce phénomène est dépendant du nombre de cavités. Nous choisissons alors un pas grossier d'échantillonnage δX très supérieur à la limite $\delta'X$ qui serait nécessaire pour rendre compte de la totalité du phénomène. De la mesure m faite à cette échelle exprimée en unités δX et de la dimension fractale D nous déduisons alors la valeur vraie m' exprimée en unités $\delta'X$ par la relation :

$$m' = m \cdot \left(\frac{\Delta X}{\Delta X^D} \right)$$

Un facteur important à prendre en compte est la capacité et la place mémoire de l'ordinateur hôte ou de la carte image. En effet, un traitement par exemple sur une image de résolution $256 * 256$ s'exécute en 4 fois moins de temps que ce même traitement sur une image de résolution $512 * 512$.

Un problème majeur des images numériques est lié à la discrétisation de formes ou courbes continues sur un tableau aux coordonnées discrètes. Le schéma II.2 montre les erreurs qu'entraînent la discrétisation quant aux formes courbes. Ce phénomène est gênant lorsqu'un problème de mesures d'orientations se pose. En effet, certaines orientations correspondant aux directions majeures de la grille image (0° , 45° , 90° , et 135°) faussent quelque peu les mesures.

II.1.2 Quantification d'une image

Ce problème est essentiellement lié au capteur (c.à.d. la caméra) et à la bande passante des systèmes d'amplification du signal analogique issus de la CCD ou du tube de la caméra. Pour pouvoir subir un traitement numérique l'image est alors digitalisée c'est à dire que l'on passe d'un signal analogique continu à un signal numérique discrétisé ($0 < 255$).

L'oeil humain en moyenne est capable de percevoir environ une centaine de niveaux de gris différents. Néanmoins dans certaines configurations nous pouvons en percevoir plus ou beaucoup moins. Le principal facteur qui nous permet de distinguer des objets dans une scène est bien évidemment la luminosité. Toutefois dans certaines images dites texturées cette seule fonction s'avère insuffisante ; il nous faut alors faire appel à des notions de contexte et de texture locale.

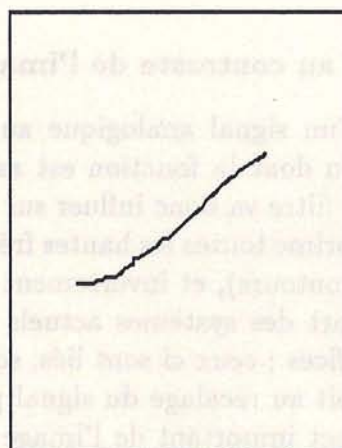
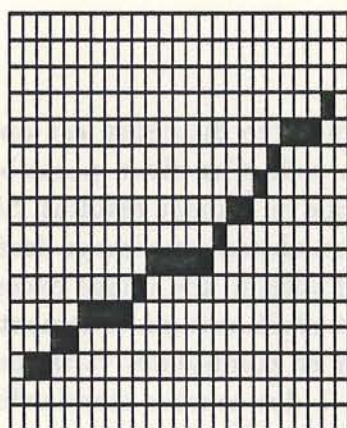


Figure II.2 : Agrandissement d'une partie de courbe avec mise en évidence du problème de discrétisation a, courbe visualisée b.

Le principe général de toute analyse est une condensation de l'information. Cette opération sur les images peut se ramener à une augmentation du contraste au sens large. L'information la plus facile à interpréter est une image à deux teintes ou les objets et le fond seraient différenciés. Cette image est dite binaire car il ne faut que deux valeurs pour la coder : 1 ou 0 (1 seul bit est nécessaire 2^1). L'image initiale possède en général 256 niveaux de gris (si elle est acquise dans les conditions normales, la majorité des systèmes d'acquisition fournissent un signal de ce type). Pour coder ces 256 niveaux de gris il faut 8 bits par point ($256=2^8$). L'image dans certains cas lorsqu'elle se présente sous une forme simple quasi-binaire avec des objets et du fond bien discernables, peut être codée sur moins de niveaux de gris (64 voire 32). L'exemple de la figure II.3 montre les avantages et les inconvénients du recodage en un nombre réduit de niveaux de gris (ex faux contours, destruction des textures, des hautes fréquences, modèle de requantification etc ...).

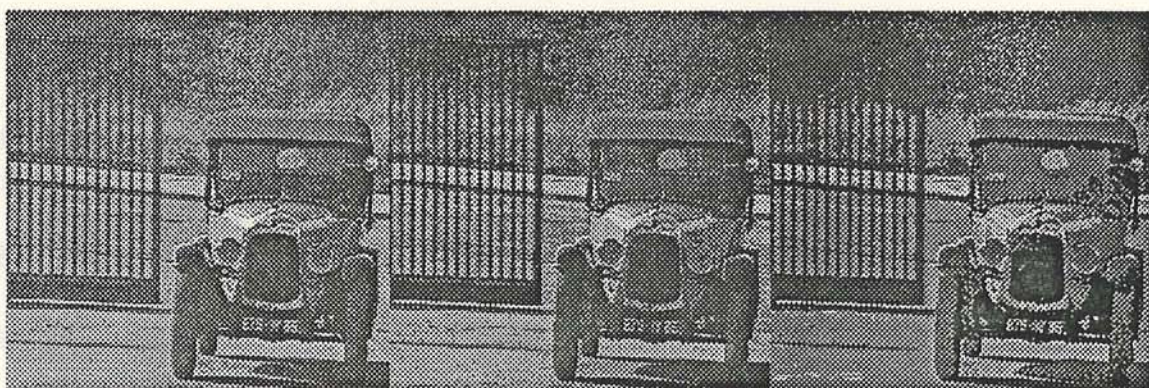


Figure II.3 : Images quantifiées sur 256, 8 et 4 niveaux de gris.

Un certain nombre de manipulations simples sur les tables de couleurs lors de l'acquisition peuvent nous permettre de réduire la dynamique de luminance, si toutefois ceci ne complique

pas les traitements ultérieurs par une réduction trop importante de l'information.

Biais relatif au contraste de l'image

Le passage d'un signal analogique au signal numérique discrétisé est opéré par un système d'amplification dont la fonction est assimilable à celle d'un filtre passe-bas. La fréquence de coupure de ce filtre va donc influencer sur la dynamique de l'image résultat. Si la coupure est trop basse, on supprime toutes les hautes fréquences et on obtient une image lissée voire floue (hautes fréquence = contours), et inversement on risque d'obtenir une image excessivement "bruitée". Dans la plupart des systèmes actuels ce seuil est réglé automatiquement par l'utilisation de différents artifices ; ceux ci sont liés, soit à la prise en compte des variations d'éclairement due à la source, soit au recalage du signal par rapport à des courbes standardisées.

Un autre aspect important de l'image est sa nature ; non pas sa nature réelle mais sa nature lumineuse et le contenu de cette représentation ; nous allons aborder ce problème à travers un exemple : une section de granite déformé présentant un aspect sombre avec des reliques de clastes contrastant avec la structure de l'ensemble. Les questions sont :

- Est-ce l'information globale brute de la section qui caractérise le phénomène sans chercher à favoriser tel ou tel type de structure ?
- Est-ce que la matrice de la roche suffit à la description de la structure de la section ?

Dans le premier cas, nous réglons au mieux les conditions d'acquisition. Au contraire dans le second cas, nous pouvons améliorer l'image afin de faciliter les traitements ultérieurs en essayant, au niveau de l'acquisition, de souligner les structures de cette matrice (en saturant la fraction clastique claire par fermeture du diaphragme de l'optique de la caméra.

La réponse là encore est fonction du problème posé ! Néanmoins dans la mesure où l'utilisation du traitement de l'image résulte d'une volonté particulière (problème visuel connu), l'ambiguïté est levée dans la plupart des cas.

Nous verrons dans le chapitre V concernant l'application à la comparaison d'une série d'images que cette phase s'avère importante et délicate.

II.1.3 Conclusion

Une image numérique se manipule comme un tableau bidimensionnel sur lequel est définie une fonction : la luminosité. Cette luminosité est bornée de 0 (luminosité noire) à 255 (luminosité blanche).

Les principales précautions à prendre par l'utilisateur d'images numériques sont liées au fait que :

- l'image est discrète ; ceci induit tous les problèmes de la discrétisation spatiale (ex marches d'escalier pour une courbe continue).
- la taille des détails importants d'une scène ainsi que la représentation d'un phénomène dans une image doivent être adéquats.
- la fonction de luminance doit être réglée avec précautions afin de faciliter les étapes ultérieures (contraste, dynamique).

II.2 Champs d'applications de l'imagerie numérique en géologie

A l'heure actuelle, les applications du traitement d'image en géologie restent relativement peu nombreuses et extrêmement diversifiées. Sans vouloir établir un catalogue exhaustif de ces différentes utilisations, nous tenterons de montrer dans cette introduction les vastes champs du traitement d'images avant de développer notre étude personnelle.

L'image est présente à toutes les échelles, de l'imagerie satellitaire à l'imagerie microscopique en passant par la cartographie et l'analyse d'échantillons macroscopiques.

- Analyse à grande échelle

- Imagerie satellitaire afin d'établir un plan de prospection dépendant des structures de terrain. L'établissement d'une carte géologique sommaire des zones à prospector et la reconnaissance des zones de logistique s'avèrent d'un grand secours. La reconnaissance des unités lithologiques utilise des manipulations des canaux et certaines techniques de manipulation de tables de couleurs (compositions colorées) et d'analyse de données.

- Analyse automatique de champs de failles par l'obtention des roses de fréquence des orientations des failles (ex [Maire et Gilles [77]]).

- L'analyse cartographique des ressources minérales (ex [Fabbri [84]] [Agterberg [78]] [Agterberg et Fabbri [78]]), soit pour l'étude des corrélations spatiales entre unités stratigraphiques [Agterberg et Fabbri [78]] soit pour l'analyse de ces relations avec la répartition de certains gisements de minerais ([Agterberg [78]]). Il faut également citer P. Leymarie, considéré comme l'un des précurseurs du traitement d'images géologiques en France et dont les travaux malheureusement confidentiels sont focalisés sur l'analyse de relations entre les données topographiques et la localisations de gisements.

- Analyse de coupes sismiques (ex [Keskes et Faugeras [79]]) sous la forme d'une aide à l'interprétation de coupes sismiques et à la reconstruction tridimensionnelle de structures observées sur une série de coupes sismiques sériées sur une zone donnée.

- Analyse à échelle macroscopique

- Analyse de carottes de sondage afin de replacer automatiquement les différents marqueurs de la stratification et de mettre en place un système de reconnaissance de certaines unités lithologiques par une caractérisation de critères morphologiques d'éléments (ex : conglomérats, strates, figures de sédimentation, etc...) (ex [Herbin et al. [86]]).

- Etude de milieux poreux ; l'estimation de la porosité d'un volume rocheux pouvant être réalisée par l'utilisation et la quantification de la porosité sur des coupes. Cet aspect d'analyse morphologique de la porosité d'une roche ou de population de grains en agrégats peut-être considéré comme étant à la base d'une nouvelle théorie mathématique dont les premiers éléments ont été posés par [Matheron [65]].

- En ce qui concerne l'analyse de la déformation, si on excepte les travaux des pétroliers sur l'analyse géométrique des champs de failles, les seuls travaux connus à ce jour sont ceux de [Lapique [87]], M.Champenois (thèse à paraître) et [Chatagnon [82]]. MM.Lapique et Champenois n'utilisent pas le traitement d'image pour segmenter des minéraux caractéristiques dans une lame mince. L'opération de segmentation est

manuelle et réalisée à l'aide d'une table à digitaliser avec l'écran de contrôle comme visualisation de la manipulation. Le traitement est constitué par l'exploitation de ces minéraux ou formes extraites du point de vue de la déformation. Il s'agit d'estimer la forme (anisotropie, taille, orientation) des objets ainsi que leur répartition par l'utilisation de méthodes classiques en géologie ([Fry [79]], [Panozzo [84]]).

- Analyse à échelle microscopique

- Dans le domaine de la pétrologie, un certain nombre de travaux ont été réalisés dans le but de reconnaître ou de quantifier des minéraux en lame mince. On peut rapidement citer en exemple :

- * L'analyse quantitative de lames mince de granulites, d'amphibolites ([Fabbri [84]] chapitre 9, 10 et 11). L'auteur montre les principaux outils de traitements d'images digitalisées, et présente un premier système complet d'analyse quantitative.

- * Le logiciel élaboré par B. Allard (laboratoire de géologie structurale, Montpellier) permet de calculer une analyse modale d'une section de lame mince de périclase. Les différentes phases minérales sont déterminées sur la base d'un critère de luminance simple. Chaque phase minérale est d'abord reconnue et quantifiée manuellement sur chaque lame, en supposant qu'il n'y ait pas ou peu d'altération des minéraux, l'opération se réalise automatiquement sur la totalité de la lame. Cette dernière condition s'avère extrêmement limitative à une autre exploitation de roche.

- * Le laboratoire de P. Leymarie à Sophia-Antipolis (centre INRIA) s'intéresse à la reconnaissance automatique de la nature des minéraux à partir de la mesure de la biréfringence des minéraux. Deux rapports de DEA ont initié ces travaux [Roger [86]] et [Cuvelier [86]].

Il s'agit ici de recueillir pixel par pixel un certain nombre de mesures de luminance dans les trois canaux couleurs (Rouge, Vert et Bleu) avec différentes positions angulaires de la lame mince sur une platine universelle. De ces mesures, les auteurs démontrent qu'il est possible de déterminer la position de l'axe optique de chaque minéral. Ainsi, dans cette direction la teinte de biréfringence du minéral est caractéristique de l'espèce minérale. Le problème principal de cette technique réside dans la mesure précise et reproductible de la luminance dans les trois canaux, en effet les systèmes d'amplification des signaux issus de la CCD ne sont pas constants.

- * [Pong et al. [83]] présentent une méthode proche de celle développée par B. Allard. L'application concerne la détermination automatique de la quantité de minerais au sein d'une lame mince. Par exemple, la pyrite se présente comme une zone sombre contrastant avec le fond, dès lors la segmentation et la caractérisation de ces zones est effectuée.

- Un dernier domaine d'application du traitement d'image est celui des images de Microscopie Electronique à Transmission. Ces images ont la particularité d'être très bruitées c'est-à-dire que les structures sont parfois difficiles à discerner, effets d'ombrage ou de flou, ou bien une granularité excessive de la photographie. La plupart des techniques de traitement sont basées sur le filtrage afin d'éliminer ces différents

défauts. La transformée de Fourier bidimensionnelle est très couramment utilisée (ex [Vannufel et al. [88]]). Nous montrerons quelques exemples d'application dans le texte.

II.3 Notions de TEXTURE en Géologie et en Analyse d'Image

II.3.1 Introduction

La notion de texture est employée dans de nombreux domaines, et à chaque application l'expérimentateur définit une nouvelle identité au terme texture. La comparaison des termes de texture en géologie et en traitement d'images numériques est apparue nécessaire afin d'apporter une justification à notre approche globale d'analyse texturale.

Quelque soit la discipline, la texture, et la description que l'on en fait, dépend d'une part de l'échelle d'observation et d'autre part des moyens d'investigations utilisés pour l'analyse. La première partie de ce paragraphe rappelle les diverses définitions employées en géologie. La seconde partie montre les moyens d'investigations de l'imagerie numérique avant de voir comment les textures "géologiques" peuvent y être analysées.

II.3.2 Texture et Sciences de la Terre

La notion de texture est une notion importante en géologie ; des disciplines aussi diverses et éloignées que la microscopie électronique ou l'imagerie satellitaire utilisent le terme texture. En réalité si ce terme est si souvent employé c'est que chacun s'accorde à donner une définition propre à sa discipline.

a) Texture et pétrographie :

Sur une lame mince le géologue va, par exemple s'attacher à décrire les modalités de croissance des minéraux, leur répartition et leur origine possible (issus d'une cristallisation magmatique pour un granite, ou ayant eu une histoire plus complexe). Le pétrologiste définit la texture comme la description des relations géométriques entre les cristaux constitutifs d'une roche et les matériaux amorphes (verre ou gaz dans les cavités ou les pores) qui peuvent être présents ; [Mackenzie et al. [82]]. Elles incluent généralement les propriétés suivantes :

- (1) Cristallinité (degré de cristallisation) en général les proportions relatives de verre et de cristaux.
- (2) Granularité, taille de grain, en général les tailles absolues et relatives des cristaux.
- (3) La forme des cristaux.
- (4) Les relations ou arrangements mutuels des cristaux et des autres matériels amorphes présents.

D'une manière générale si on considère d'une façon visuelle les planches des principales textures magmatiques et métamorphiques que nous fournit [Bard [80]] (fig. II.4), on peut résumer la classification de ces textures en suivant deux règles simples :

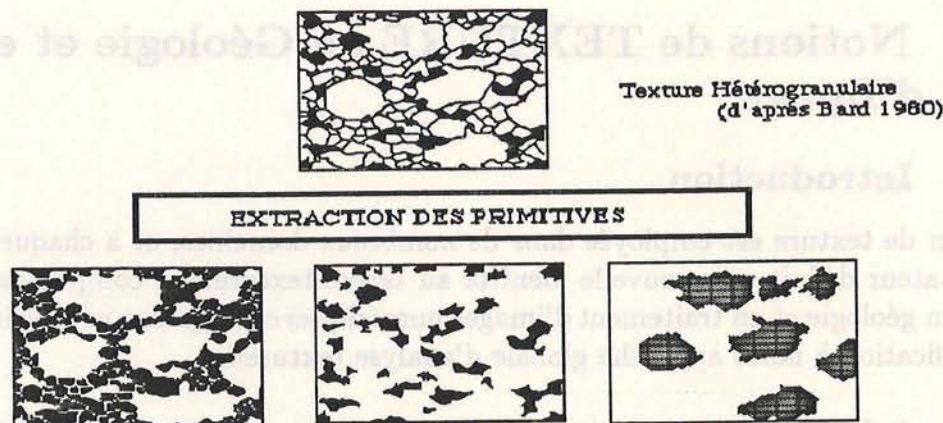


Figure II.4 : Textures magmatiques a, primitives isolées b, d'après Bard [80]

(1) la détermination et la description des primitives qui vont se répéter spatialement (nature des cristaux, phénoblastes, porphyroblastes ainsi que leur taille et forme respectives)

(2) la définition ou l'estimation des règles de placement relatives ou absolues des primitives. Les nombreuses variantes à ce schéma simplifié permettent de décrire la majorité des relations texturales au sein d'une roche.

Malheureusement un certain nombre de textures magmatiques ou métamorphiques ne rentrent pas dans le schéma proposé. En prenant quelques exemples (fig. II.5), il apparaît difficile d'isoler et de caractériser toutes les primitives de ces sections par des critères morphologiques simples. Ceci nous amène à définir un deuxième type d'approche de la texture.

En prenant les exemples de la figure II.5a, nous voyons que nous pouvons difficilement caractériser l'image par les primitives de grande taille que l'on peut extraire. Les textures II.5b présentent un aspect un peu comparable avec une pâte difficile à caractériser. Le problème est donc de définir ce qui nous permet de différencier les deux matrices de ces roches. La taille des primitives de la matrice étant trop petite pour la définir par rapport à des critères morphologiques simples, notre oeil fait donc appel à des notions de densité et d'orientation globales ou locales.

Le terme de texture micro-grenue ou de microtexture est alors employé pour définir ces sections.

b) Texture et géologie structurale :

Tout comme pour les autres définitions du terme texture, l'échelle à laquelle on l'étudie définit les moyens d'investigations et la nomenclature utilisée. Le géologue structural définit la texture par l'observation d'informations principalement liées à un facteur de taille et d'orientation des primitives ou des éléments qui composent la roche ou la section.

La texture est généralement définie pour trois échelles d'observations importantes pour le géo-

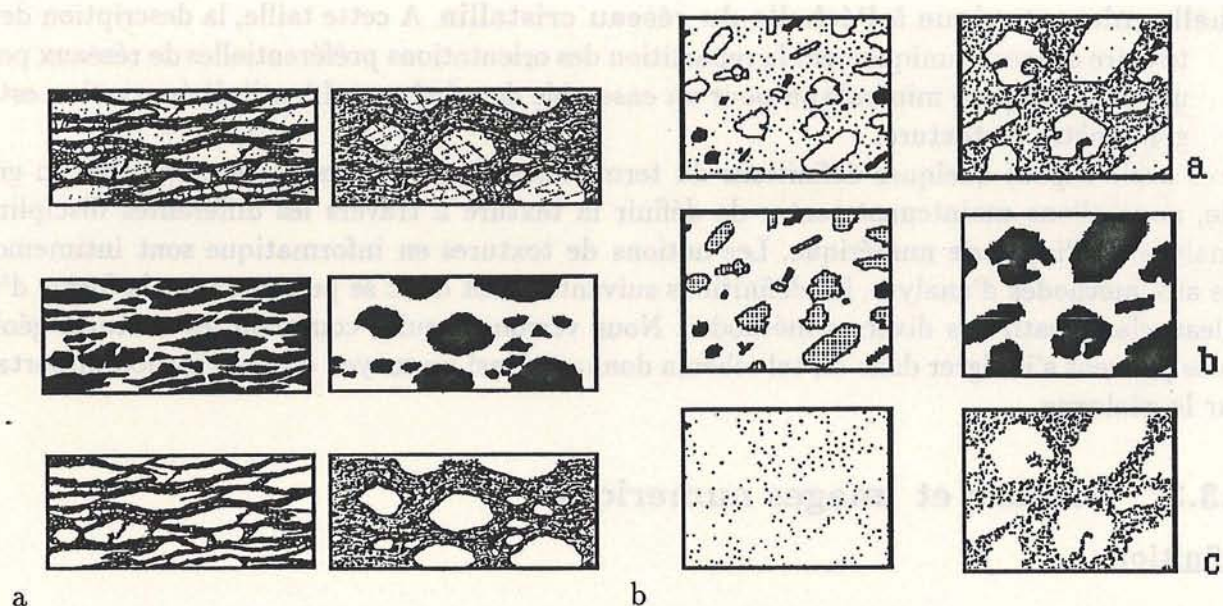


Figure II.5 : Textures métamorphiques **a** et magmatiques **b** avec extraction possible de primitives (milieu) et de la matrice (en bas) d'après Bard [80]

logue structural :

Echelle macroscopique La déformation plastique a pour effet de développer des orientations préférentielles de formes et de réseaux. Cette orientation préférentielle des formes est matérialisée par la foliation et la linéation de la roche. On parlera de forte orientation préférentielle (texture orientée ex gneiss) ou de faible orientation préférentielle (texture isotrope), de taille de clastes (ex gneiss œillé), de proportion de matrice créée par la déformation, de symétrie ou de dissymétrie des structures.

L'analyse de la texture ou de la fabrique (de l'anglais "fabric") macroscopique d'une roche a donc pour but principal de mettre en évidence l'orientation des éléments constitutifs. Cette texture d'une roche déformée est fortement dépendante des mécanismes de déformations actifs sur les minéraux constitutifs au cours de la déformation progressive.

Les moyens d'investigations sont peu nombreux et fournissent une information principalement qualitative (ex mesure manuelle des orientations, mesure manuelle de forme d'objets, etc...). L'appréciation plus fine de la texture s'opère généralement par l'observation à une échelle plus petite sur une lame mince.

Echelle microscopique de la lame mince Pour chaque espèce minérale on définit des critères géométriques (ex taille, forme, orientations des réseaux cristallins, orientations de joints de grains, etc ...) et des critères pétrologiques tels que l'automorphie ou la xénomorphie, les zonations, inclusions, associations, figures de réaction, etc...

L'orientation des différents grains est repérée (soit par mesure manuelle des Orientations Préférentielles de Réseau sur une platine universelle, soit à l'aide du goniomètre de texture) et traitée de façon statistique sous forme de diagrammes ou d'une manière plus globale par un objet qui symbolise la fabrique de réseau et la déformation de la roche : un ellipsoïde. Sa forme, aplatie, allongée ou étirée ainsi que l'ensemble des autres résultats permet de définir la texture observée.

Echelle microscopique à l'échelle du réseau cristallin A cette taille, la description de la texture concerne uniquement la repartition des orientations préférentielles de réseaux pour une même espèce minérale ou pour un ensemble de minéraux. L'outil d'observation est le goniomètre de texture.

Après avoir exposé quelques définitions du terme texture qui peuvent être employées en géologie, nous allons maintenant tenter de définir la texture à travers les différentes disciplines d'analyse de l'imagerie numérique. Les notions de textures en informatique sont intimement liées aux méthodes d'analyse, les définitions suivantes vont donc se présenter sur la forme d'un tableau classificatif des diverses méthodes. Nous verrons ensuite comment les textures géologiques peuvent s'intégrer dans un tel schéma donnant ainsi un moyen d'investigation important pour le géologue.

II.3.3 Texture et images numériques

Définition :

Le terme texture est utilisé pour caractériser la surface d'un objet ou d'un phénomène qui dans une image se traduit par une zone présentant une organisation spatiale homogène. Cette homogénéité se traduit directement de manière visuelle et indirectement par la caractérisation de ces zones par un vecteur d'attributs.

Par opposition aux contours correspondants à des zones de transition brusques ; les zones de textures uniformes ne contiennent que peu d'informations sémantiques. L'importance de la notion de texture dans notre système de perception visuelle est largement reconnue. Le domaine de l'analyse de texture dans ce cadre bénéficie à l'heure actuelle d'un grand nombre de publications et de recherches. Si la notion et le terme de texture en imagerie numérique possède un grand nombre de définitions, il semble qu'il y ait désormais consensus sur la classification et la définition des textures et des modèles associés. Les différents auteurs s'accordent pour différencier les textures suivant deux catégories en fonction de leur nature sémantique et des méthodes employées pour les caractériser :

a) Textures aléatoires ou microtextures :

La première approche consiste à considérer une texture comme une réalisation d'un processus stochastique aléatoire stationnaire et ergodique. On parlera pour ce genre de texture de texture aléatoire ou microtexture. Le motif de base ou primitive est alors composé d'une zone ayant des propriétés statistiques homogènes. Les exemples de ce type de texture (sont nombreux et apparaissent le plus souvent désorganisés mais néanmoins homogènes (fig. II.6) :

Les méthodes reposent alors sur l'estimation de paramètres statistiques sur le domaine spatial considéré. La figure II.7 présente un tableau classificatif sommaire des différentes méthodes d'analyse de texture.

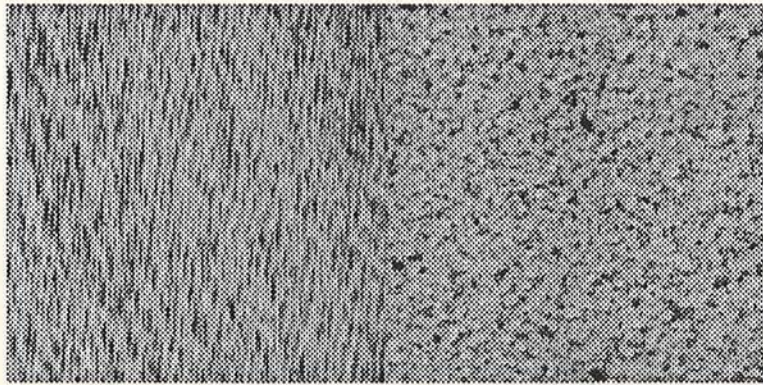


Figure II.6 : Exemple de textures aléatoires ou micro-textures

Les attributs de texture sont parfois des estimations des moments statistiques de différents ordres ou de densités de probabilité.

La discrimination des textures peut se baser sur les moyennes d'espace d'ordre 2 ou 3. Les paramètres statistiques sont alors calculés sur des sous-images de taille variable (e.g. 32×32 ou 24×24) pour des voisinages restreints (définis par une distance et une orientation séparant deux observations) à l'intérieur de ces sous-images [Tournierlasserve [87]] [Gagalowicz [83]] [Gagalowicz et al. [85]a] [Gagalowicz et al. [85]b].

On y distingue deux sous-catégories :

- La première utilise les paramètres statistiques associés à des transformations (Fourier, Hadamard) sur les sous-images ou fenêtres prises dans l'image [Haralick [79]] [Chen [82]]. Par exemple la transformée de Fourier sur des sous-images, liée à la fonction d'autocorrélation et aux propriétés statistiques de deuxième ordre permet de prendre en considération la régularité, la grossièreté et l'orientation d'une texture.
- La seconde utilise les paramètres statistiques associés à des transformations locales opérant sur un voisinage restreint [Haralick [79]], [Gramenopoulos [73]], [Unser [84]]. Elle permet par exemple une détection d'éléments fondamentaux : plats, lignes, contours, pics. Julesz ([Julesz et Bergen [83]] et [Julesz [84]]) pose que l'oeil est sensible à la densité de ces éléments (ou textons). La détection de ces éléments peut être réalisée par un banc de filtres détecteurs, de lignes, de contours ou plats ([Unser [84]] [Davis [82]] [Laws [79]] [Shen et Wong [83]]).

Parmi les diverses méthodes, bon nombre d'entre elles reposent sur un concept équivalent à savoir l'exploitation de l'information statistique liée au moment de degré deux. Elles emploient principalement la fonction d'autocorrélation.

On peut citer trois méthodes :

- L'histogramme des différences qui estime la densité de probabilité du premier ordre entre l'image originale et l'image translatée [VanGool et al. [85]], [Carton et al. [74]], [Connors et Harlow [80]a] [Sun et Wee [83]].
- Les matrices de cooccurrence qui estiment la densité de probabilité conjointe d'un couple de points image dans une position relative donnée, [Haralick [79]].
- La méthode des longueurs de plages qui estime la probabilité d'obtenir des plages de niveau de gris constant. Un bon nombre de méthodes reposent sur le principe des matrices de concurrence mais généralisées à d'autre grandeur que la seule mesure de la luminance

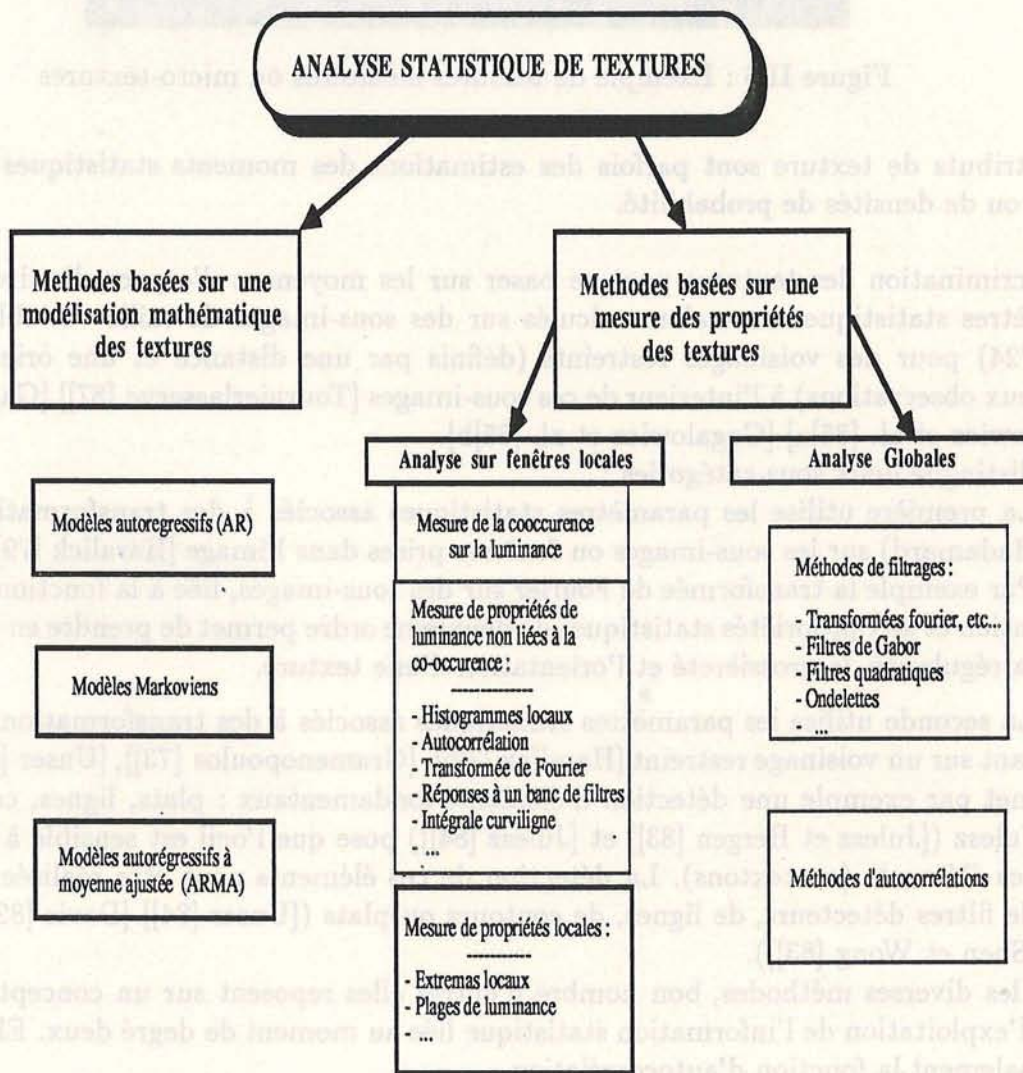


Figure II.7 : Classification des différentes méthodes d'analyse statistique de texture.

(moyenne sur une fenêtre, longueur de plage homogène, etc ...) [Carton et al. [74]] et [Galloway [75]].

Face à ces méthodes que l'on peut qualifier de probabilistes, la bibliographie nous fournit un certain nombre d'autres approches plus intuitives et basées principalement sur la mesure de densité des propriétés locales à l'intérieur d'une fenêtre. La mise en exergue de ces propriétés s'opère généralement par le passage de filtres [Unser [84]], [Laws [79]]. Ces derniers proposent une caractérisation de texture basée sur la mesure d'énergie à la sortie d'un banc de filtres de détection de lignes, contours, plats et impulsions.

Une autre catégorie de méthodes est basée sur la formulation d'un modèle mathématique explicite de texture (modèle de répartition et distribution des luminances). Les attributs de texture ne sont autres que les paramètres du modèle que l'on cherche à approximer le mieux possible avec l'observation.

La contrainte est de dire que la valeur prise par un pixel est dépendante de son voisinage. Les variantes s'expriment à travers la définition de cette dépendance [VanGool et al. [85]].

- Celle-ci peut être linéaire [Desouza [82]] [Kashyap et al. [82]] [Kashyap et Khotanzad [83]] [Deguchi et Morishita [78]] [Therrien [80]]
- ou caractérisée par une densité de probabilité entre le pixel considéré et ses voisins :

ceci soit par un modèle Markovien [Derin et Elliott [87]] [Graffigne [87]] [Geman et al. [87]] [Heitz [88]], soit par une loi gaussienne [Kaneko et Yodogawa [82]] [Chellapa et al. [85]].

Conjointement à ces approches statistiques, les auteurs commencent à s'intéresser à une approche combinée, résultant d'informations prises à différents niveaux de résolution [Unser [84]], [Roan et Aggarwal [87]]. Parfois une sélection des fenêtres d'observation basées sur d'autres critères est effectuée, évitant ainsi les défauts liés à l'observation d'une texture inconnue à travers une fenêtre de taille fixée (parfois sous représentative des attributs calculés par rapport à l'image, [Raafat et Wong [88]]).

En dehors de cette classification, certains auteurs utilisent la densité d'extremums (maximas ou minimas) locaux comme caractéristique de la texture [Caianiello et al. [79]] et [Mitchell et Carlton [78]]. D'autres chercheurs utilisent l'information contenue sur des profils de niveau de gris pour le calcul d'attributs de texture [Barba et Ronsin [83]] [Nguyen et Quinqueton [82]].

Enfin l'emploi de filtres particuliers (quadratiques ou de Gabor) pour la segmentation des textures est une méthodologie qui se développe (ex [Knutsson et Granlund [83]] [Clark et al. [87]]). Nous présenterons dans ce mémoire un modèle d'analyse de texture dérivé de celui proposé par [Barba et Ronsin [83]], basé sur une détermination de fenêtres d'observation de forme variable adaptée au contexte local.

Textures structurées ou macrotextures :

A ces types d'approche, on peut opposer une autre forme d'approche dite structurale et déterministe. L'approche structurale considère les textures comme formées de motifs élémentaires se répétant selon une organisation quasi régulière (fig. II.8). Elle se heurte à deux difficultés principales :

- la détermination et la description des primitives

- le modèle de répétition et d'arrangement spatial de ces primitives

La primitive ou le motif de base est ici d'ordre supérieur ; il peut s'agir de segments [Carlucci [72]], de régions, de contours [Ehrich et Foith [76]], de maxima locaux de luminance [Ehrich et Foith [76]] et [Ehrich et Foith [78]] ou de plages uniformes [Haralick [79]] [Maleson et al. [77]]. Cette primitive étant décrite par un certain nombre d'attributs, la deuxième partie de l'analyse consiste en une estimation des règles de placement qui régissent et organisent la ou les primitives entre elles. Les règles de placement peuvent être décrites séparément pour chaque type de primitive ou conjointement.

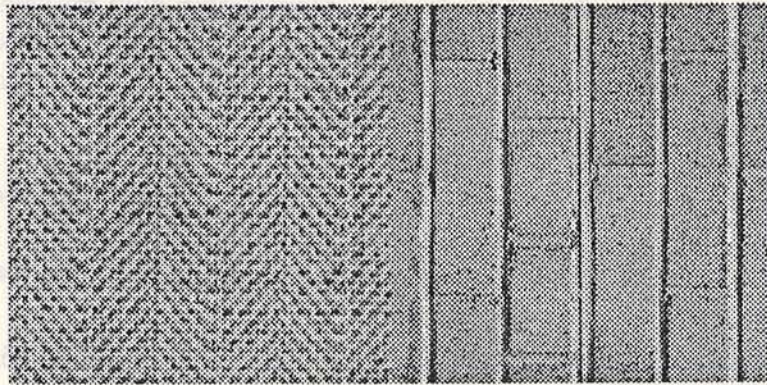


Figure II.8 : Exemple de textures structurées ou macrotextures

Deux variantes dans le schéma d'analyse sont proposées :

- (1) On détermine d'abord le motif de base et ensuite on identifie les règles de placement [Matsuyama et al. [80]] [Tomita et al. [82]] [Pavlidis [78]] [Tsuji et Tomita [73]] [Connors et Harlow [80]b].
- (2) On détermine les règles de placement et ensuite on cherche à caractériser les motifs de base [Matsuyama et al. [82]] [Volet et Kunt [86]]. Dans ce dernier cas de figure, l'application se trouve limitée aux textures ayant une périodicité forte.

Dans le cadre du schéma 1 on peut citer en exemple la méthode proposée par [Tomita et al. [82]]. La détermination des primitives de base est effectuée par l'extraction des régions homogènes par une méthode de type fusion basée sur la similitude des niveaux de gris. La classification de ces régions est alors opérée par analyse des histogrammes de différents attributs associés aux régions (luminance moyenne, surface, périmètre, paramètres de forme etc ...). Les règles de placement sont alors déterminées par le calcul d'histogrammes bidimensionnels où les lignes et les colonnes sont les positions relatives des couples de primitives considérées soit d'une même classe soit de différentes classes. Une périodicité dans la placement se traduira par un pic de valeurs dans l'histogramme.

Le principal obstacle à ces méthodes est la restriction des applications à des exemples particuliers du fait de la définition de primitives et de leurs caractérisations ; beaucoup de problèmes et d'images naturelles ne peuvent satisfaire à ces critères.

II.3.4 Synthèse entre les notions de texture

Nous avons pu voir que la texture au sens image peut se scinder en deux grandes classes :

- les **macrotextures** ou **textures structurées** ; il s'agit d'images où le ou les motifs de base sont identifiables et l'arrangement spatial de ces motifs peut être indentifié (régulier, périodique etc...).

- les **microtextures** ou **textures aléatoires** se différencient des précédentes par l'absence ou la difficulté à définir un motif de base et à fortiori des règles de placement.

Si cette classification apparaît claire et peu soumise à discussion, la réalité et la nature des images ne nous placent jamais dans un cas aussi simple. En effet les images naturelles pour la plupart sont constituées de plages de microtextures, chaque plage pouvant être décrite comme une primitive d'une macrotexture d'où la difficulté d'appliquer un schéma d'analyse unique.

Le but recherché par l'analyse de texture va en fait déterminer la méthode à employer. Nous allons voir à travers un exemple comment on peut aborder cette idée.

Soit une image de lame mince (fig. II.9).

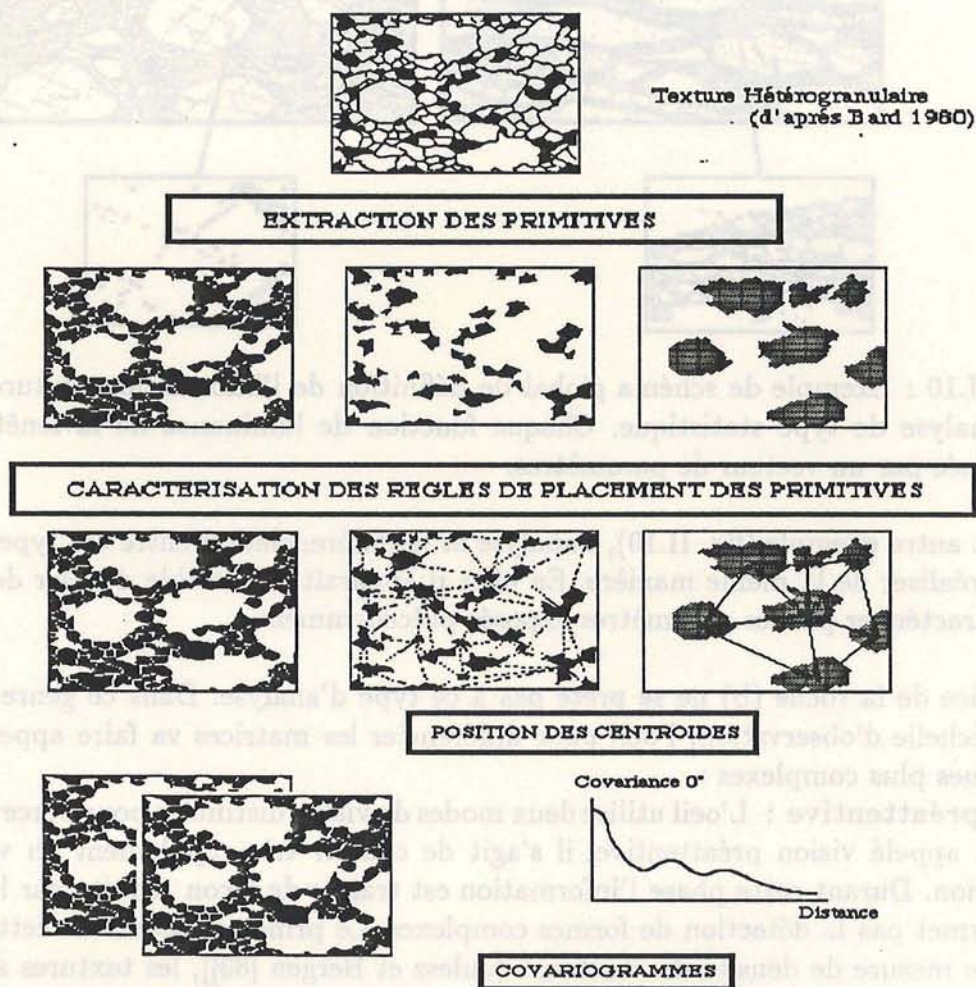


Figure II.9 : Exemple de schéma global de définition de l'information texture dans le cadre d'une analyse de type structurée. Image initiale d'après [Bard 80]

La définition de ce type de texture géologique est une texture hétérogranulaire. L'analyse va donc consister à isoler les primitives et définir si possible les règles de placement. Dans ce cas, la caractéristique quantitative de la notion qualitative de texture géologique se rapproche d'une

analyse de texture dite structurée.

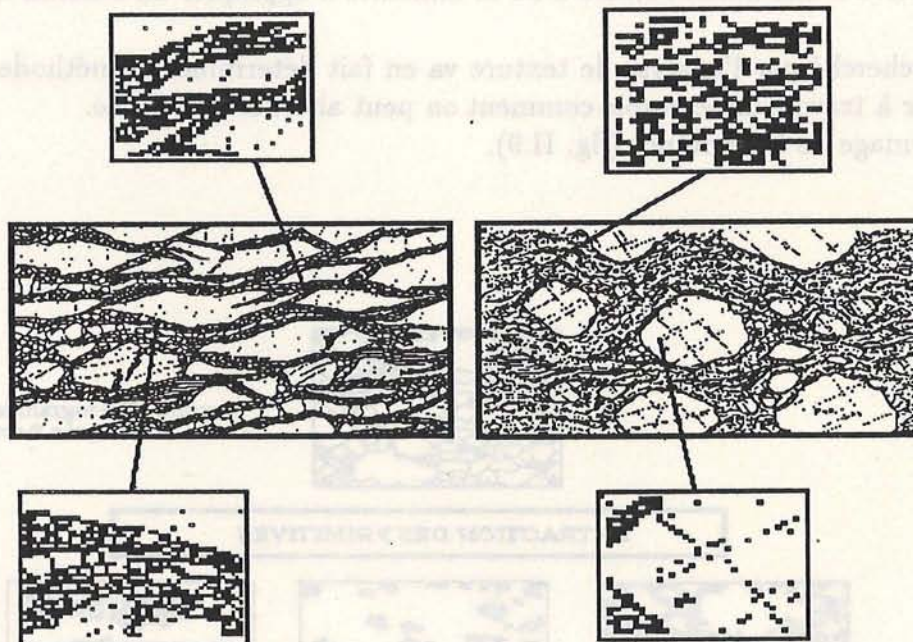


Figure II.10 : Exemple de schéma global de définition de l'information texture dans le cadre d'une analyse de type statistique. Chaque fonction de luminance de la fenêtre extraite est caractérisée par un vecteur de paramètres.

Dans cet autre exemple (fig. II.10), l'analyse et la différenciation entre ces types de texture ne peut se réaliser de la même manière. En effet il apparaît impossible d'isoler des primitives et de les caractériser par les paramètres exposés précédemment.

La matrice de la roche (b) ne se prête pas à ce type d'analyse. Dans ce genre de contexte et à cette échelle d'observation, l'oeil pour différencier les matrices va faire appel à des notions statistiques plus complexes :

Vision préattentive : L'oeil utilise deux modes de vision distinctes pour percevoir : le premier est appelé vision préattentive, il s'agit de couvrir très rapidement un vaste champ de vision. Durant cette phase l'information est traitée de façon réduite par le cerveau et ne permet pas la détection de formes complexes. Le principal acquis de cette opération est une mesure de densité de "textons" [Julesz et Bergen [83]], les textures suivant l'auteur sont des petits éléments de forme, d'orientation et de couleur communes. Cette mesure permet une localisation des zones d'intérêt; changement et frontières de zones texturées.

Attention focale : Le second mode de vision est appelé attention focale. Comme son nom l'indique, il s'agit d'une focalisation de l'oeil sur des zones particulières plus fines. Cette phase s'accompagne au niveau du cerveau d'une interprétation de type cognitif donc une reconnaissance. Dans le cadre de notre schéma précédent, la reconnaissance et la différenciation des matrices des roches va s'opérer au niveau de la vision préattentive. La simulation de cette vision préattentive par un système de Vision Assistée par Ordinateur

(V.A.O.) va s'opérer au niveau de la reconnaissance, soit par la reconnaissance directe des "textures" [Julesz et Bergen [83]], soit par des mesures locales de statistiques de premier ordre (luminance, variance, skewness, Kurtosis voir définitions plus loin) soit de deuxième ordre (corrélation, homogénéité, énergie, etc...) soit d'ordre supérieur à deux.

Donc pour ce type d'objets l'analyse utilisée sera celle employée pour l'étude des micro-textures.

Conclusion

L'exposé précédent nous permet de définir les textures géologiques suivant les mêmes critères employés pour l'analyse d'images numériques :

- Textures structurées ; la où les primitives sont isolées et les règles de placement définies.
- Textures statistiques ; il est impossible d'isoler une primitive, l'image ou la zone d'image s'analyse dans son ensemble par des mesures de densité, d'orientation, etc...

Ceci nous donne donc accès aux moyens d'investigations des techniques de l'imagerie numérique dans l'étude de problèmes géologiques. Notre travail désormais, va être de constituer tous les éléments nécessaires à l'établissement des deux types de schémas d'analyse. Ces méthodes d'analyse sont développées pour une étude à une échelle donnée. L'hypothèse de base est de poser que l'échelle d'observation des échantillons pour le phénomène analysé est correcte et correspond à un phénomène visuel déterminé par l'expérimentateur.

La première partie de ce mémoire montre une approche schématique de toutes les méthodes visant à la segmentation d'une population d'objets : de la définition sous une forme image de l'information à la caractérisation de ces objets par un vecteur d'attributs en passant par les étapes intermédiaires d'amélioration de l'image en niveaux de gris, segmentation et amélioration d'objets binaires.

Chapitre III

ANALYSE DE TEXTURES STRUCTUREES

III.1 Définition de l'information

Tout problème abordé par l'image a besoin d'être défini précisément. L'image étant une représentation d'une scène ou d'un objet, nous ne pouvons trouver quelque chose dont nous ne sommes pas sûr qu'il existe bien dans la scène. Si la recherche d'un cercle est effectuée sur une image qui ne contient que des carrés tous les algorithmes existant ne pourront résoudre ce handicap. Cette réflexion est très importante car le traitement de l'image doit à tout moment être considéré comme un outil, un outil polyvalent certes mais dont il faut bien connaître les limites et les domaines d'applications. Ceci veut dire que tout processus d'analyse d'image nécessite un modèle à priori de connaissances sur les objets d'intérêts.

Tout au long de cet exposé nous nous référerons aux objets relatifs à notre étude, à savoir l'analyse de sections rocheuses. La démarche générale sera donc établie à partir de ces images et des objets qui la composent. Bien entendu toutes ces procédures peuvent s'appliquer à d'autres images portant sur d'autres sujets ; sans vouloir établir un catalogue d'applications, chaque fois que cela sera possible, la démonstration d'un traitement sera établie sur des images différentes de notre étude.

Ce paragraphe est divisé en deux sections, la première repose sur une approche de type segmentation ; c'est à dire les "objets" pertinents sont discernables à l'oeil sur l'image. La seconde s'applique dans le cas où les "objets" ne sont pas discernables directement, les textures par exemple.

III.1.1 Approche segmentation

L'approche segmentation nécessite au préalable que les objets que l'on désire segmenter soient précisément définis. Ce paragraphe est écrit sous la forme de questions qui tenteront de cerner et de définir les objets, leur nature ainsi qu'une idée sur les paramètres qui nous permettront de les différencier. A partir de chacune de ces réponses il sera possible de diriger les recherches vers des algorithmes appropriés : une région déterminée par un critère de couleur sera segmentée par une méthode de seuillage, une région de type contour nécessitera l'emploi de détecteurs de contours etc ...

Cette phase est très importante dans le domaine de l'analyse d'images, elle devient quasi automatique et très rapide au fur et à mesure que l'expérience des algorithmes s'acquiert.

- Qu'est-ce qu'un objet dans ce type d'approche ?

- Un objet dans le cas le plus général sera une forme, une région qui se distingue de son environnement par sa couleur, par un contour englobant une zone homogène, etc ... (fig. III.1a).
- Un objet peut également être un contour, dans certains cas il est plus intéressant de détecter les transitions entre deux zones plutôt que ces zones elles-mêmes (fig. III.1b).
- Un objet peut être décrit par opposition à une autre classe d'objets (fig. III.1c). Dans l'exemple, l'objet "matrice" est défini par différence avec les régions de type "claste".

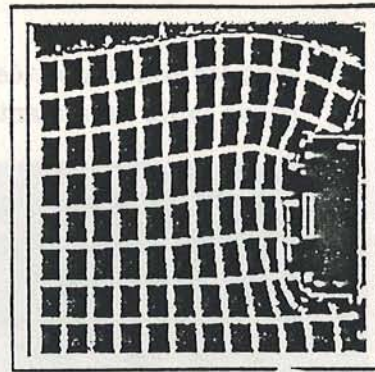
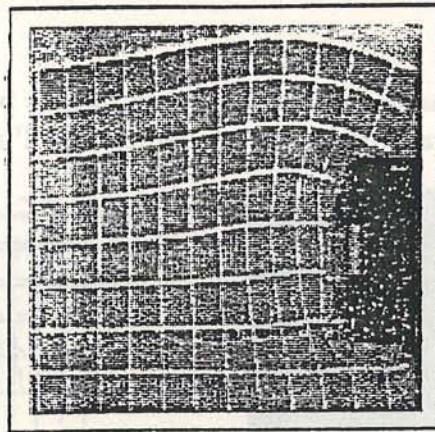
- Quels sont les critères visuels différenciant ces objets entre eux ?

- Critère de luminosité (fig. III.1a) : L'objet peut être défini de manière absolue ou relative par sa luminance : la région est sombre, claire, ou plus sombre que, ou plus claire que. Ces cas constituent la base d'une majorité des traitements de segmentation d'objets de type régions.
- Critère d'homogénéité (fig. III.1d) : Si on calcule la luminance moyenne de part et d'autre d'une ligne centrale, on s'aperçoit que celle-ci est identique. C'est un critère d'homogénéité qui nous permet de différencier les deux parties de l'image. Dans le cas présent une simple mesure du contraste peut nous permettre de distinguer ces deux zones. Cette analyse sera reprise dans le chapitre sur l'analyse de texture.

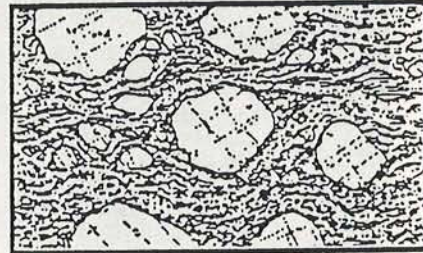
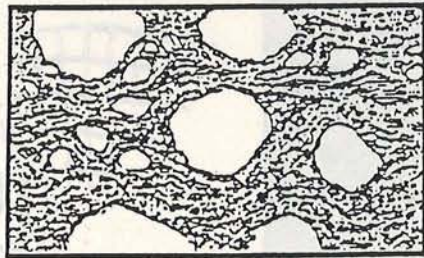
- Critère de contour (fig. III.1b) : Les zones importantes ne répondent pas toutes au même critère (ex la luminance) mais elles ont en commun d'être limitées dans l'image par des transitions avec les régions voisines. Ce sont, de fait ces transitions qui nous permettent d'isoler visuellement ces objets.

- Critère indirects :

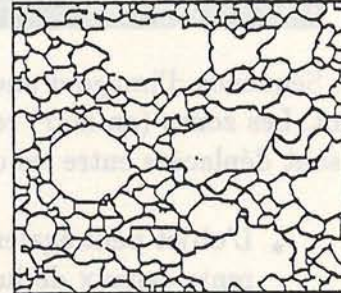
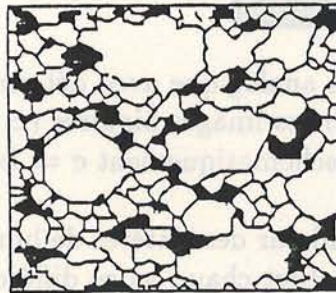
- * Les critères mesurables directement ne sont pas toujours suffisants. Par exemple, si le critère le plus important pour désigner une sous-population d'objets est la taille de ces objets dans une population qui au sens du paramètre luminance est identique, l'opération va alors être plus complexe. Elle utilisera dans un premier temps un algorithme qui va segmenter les populations d'objets par leur luminance, puis ensuite une sélection sera effectuée sur la base d'un autre paramètre (taille, orientation, excentricité, etc...).
- * Une région peut également être définie par un critère de mouvement (exemple fig. III.2); la zone sera définie parce qu'elle se déplace dans la même direction d'une façon cohérente. Ce genre de détermination nécessite l'emploi et la comparaison de plusieurs images d'une même série prises à des intervalles de temps connus. Sur les images, rien ne différencie la région isolée des autres sinon son déplacement au cours du temps. Dans cet exemple d'une série d'image d'une modélisation analogique, nous pouvons voir que seules les zones qui se sont déplacées entre les deux images temporelles 1 et 2 puis 7 et 8 sont signalées. Cette technique permet par exemple de voir quelles



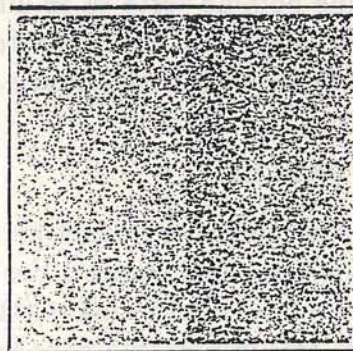
a



b



c



d

Figure III.1 : Images d'objets de type région a les zones sont isolées par un critère de luminance ; de type contour b les espèces minérales sont indifférenciées seuls les contours des grains sont utilisés ; de type opposition c la matrice de la roche est isolée par différence avec l'un des éléments plus facile à extraire ; de type différence d'homogénéité d les deux zones ont la même valeur moyenne de luminance seul le contraste permet de mesurer la différence.

sont les zones affectées par la déformation ainsi que de prévoir l'apparition d'une faille importante avant de la voir réellement sur l'image.

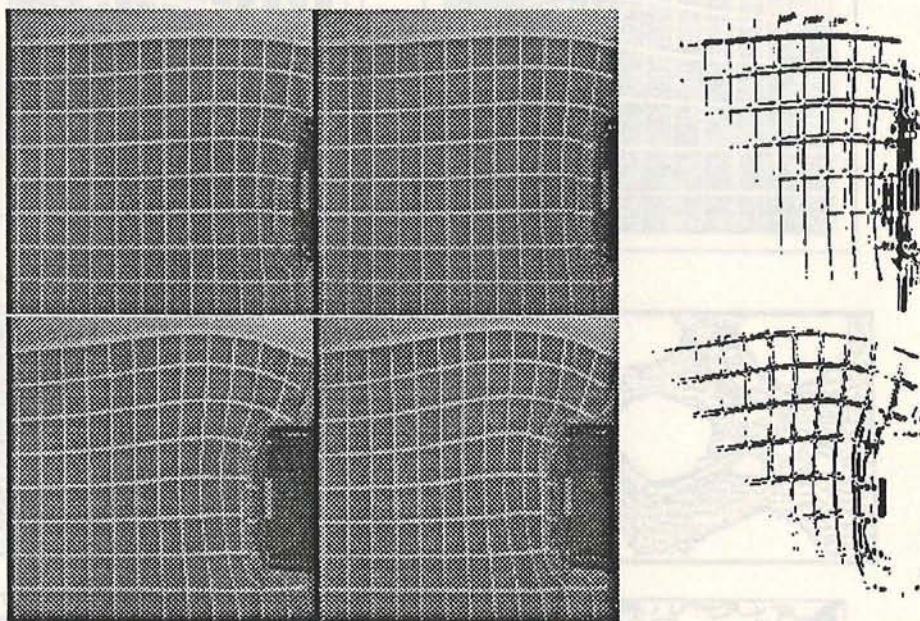


Figure III.2 : Séquence d'image d'une modélisation analogique avec détermination d'une zone de mouvement. Les zones (en noir) représentées sur les images binaires (c et f) traduisent les zones qui se sont déplacées entre les deux images (schématiquement $c = b-a$ et $f=e-d$).

- * L'objet peut également être défini par des critères de luminosité dans différents canaux de luminance. Un objet chaud va se différencier dans le canal infra-rouge, une pomme verte va se différencier des pommes rouges dans le canal vert. Une utilisation très importante des propriétés de reflectance des objets est faite en imagerie satellitaire.

III.1.2 Approche texture

Certains problèmes ne peuvent s'énoncer suivant les règles précédentes. Les objets ne sont pas discernables directement mais font appel à des notions de contexte, de granularité, de rugosité, d'état de surface ou d'orientation. Cette analyse, qui se situe dans le cadre de la vision préattentive est très importante dans la perception d'une scène. En prenant le cas d'une roche déformée, l'observation globale de la roche nous permet de dire qualitativement qu'elle est peu déformée ou non. Les critères visuels qui nous permettent d'aboutir à cette conclusion sont basés sur la taille des différents agrégats, l'orientation de ces objets, leur répartition. Ces mêmes critères vont nous servir pour dire d'une roche qu'elle est très déformée. Si le détail de ces critères est important, la vision préattentive par une observation globale est capable de nous donner cette information.

Dans ce cadre, il est difficile d'énoncer des règles précises de recherche. Néanmoins, nous pouvons distinguer deux types d'approches, l'analyse des textures structurées, et l'analyse des textures de type statistique (cf. Chapitre II). En ce qui concerne l'analyse des textures structurées il faut se poser les questions suivantes :

Est-il possible d'isoler des primitives qui peuvent être des "objets" tels ceux décrits au chapitre précédent?

- Si oui, alors est-il possible de caractériser l'image texturée par les objets et les règles de placement de ces objets?
 - Si oui, cela nous oriente vers une méthode d'analyse de texture dite structurée.
 - Si non, alors les primitives isolées ne sont pas caractéristiques et l'on s'oriente vers une analyse de texture intermédiaire ou conjuguée entre les méthodes dites structurée et statistique.
- Si non, alors il n'existe pas de primitives différenciables, nous sommes dans le cas type d'analyse de texture de type statistique.

Ce sont à priori, les seules questions que l'on doit se poser pour un choix de ce type d'approche.

Si le choix s'oriente vers une analyse de type structurée, le problème de la détection/segmentation des primitives suit la même démarche que celle du chapitre segmentation d'objets ; la définition des règles de placement peut recourir à un certain nombre d'algorithmes dont le choix va s'opérer au cas par cas en fonction de l'application.

Si le choix d'analyse est de type statistique, il faut alors essayer de déterminer si la texture peut être considérée comme uniforme dans une fenêtre de taille donnée fixe ; auquel cas, il existe un nombre important d'algorithmes qui permettent de calculer les attributs relatifs à cette texture. Si tel n'est pas le cas, il faut faire appel à son imagination pour essayer de déterminer des fenêtres autoadaptatives au contexte rencontré, et ensuite paramétrer la texture au sein de ces fenêtres.

III.1.3 Exemple

Nous allons maintenant donner sur l'exemple d'une série de roches les critères qui vont nous permettre de segmenter les objets caractéristiques ou d'analyser l'image afin de quantifier les modifications globales vis-à-vis de la déformation :

- La fraction clastique est définie par la luminance (objets clairs) et son homogénéité, plages homogènes.
- Les traces de plan de foliation sont définies par la luminance (objets sombres), leur aspect hétérogène lié à leurs formes étroites et très orientées.
- La matrice peut être définie par opposition à tout ce qui n'est pas fraction clastique.

En se plaçant dans le cadre d'une analyse plus globale, l'étude de chaque section peut être abordée sans segmenter les objets constitutifs.

Cela consiste à ignorer la nature spécifique de chaque type d'objet (clastes, trace de plan de foliation) et à analyser chaque point de l'image en considérant sa luminance et les luminances des points voisins, soit pour l'étude des relations entre points de même luminance, soit pour l'étude des variations de luminance entre points voisins.

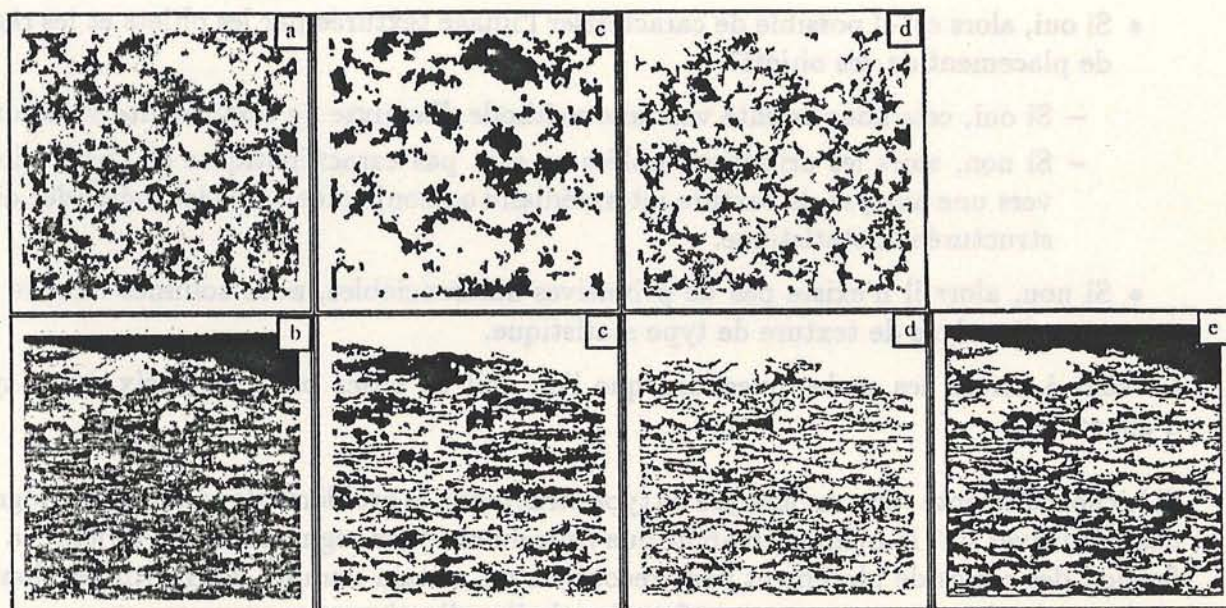


Figure III.3 : Images de roche non déformées a et déformées b, fraction clastique c, trace de plans de foliation d, matrice e

Le chapitre consacré à l'analyse de texture reprendra et développera les méthodes relatives à cette analyse. En fait, dans le type d'étude choisie ici, le problème est d'estimer quantitativement les modifications structurales en fonction de la déformation croissante de la roche. Les modifications s'expriment ici par une variation de la densité; la matrice de la roche apparaît plus dense, plus foncée, plus orientée. Ce sont donc ces trois mesures : densité, assombrissement et développement d'orientation préférentielles que nous allons tenter de mettre en exergue par l'emploi de méthodes "images" d'analyse de texture.

III.2 Information globale contenue dans une image

La définition des objets exposée précédemment nous donne une direction de recherche importante pour le choix des algorithmes. Le problème est maintenant de savoir si cette définition est réellement utilisable : si les objets sont interprétables suivant le critère évoqué. Nous disposons d'un certain nombre de manipulations et traitements rapides sur les images qui vont nous permettre de déterminer la présence de cette information dans l'image.

III.2.1 Histogramme de luminance

L'histogramme de luminance est une fonction qui donne la fréquence d'occurrence de chaque niveau de gris dans l'image. Le calcul de cet histogramme est opéré en comptabilisant les pixels de même luminance sur la totalité de l'image. L'emploi de cet histogramme

s'illustre sur les exemples suivants :

- **histogramme bimodal (fig. III.4a) :**

Caractéristique d'une image où une partie de celle-ci, objet ou fond, se distingue par un critère de luminance.

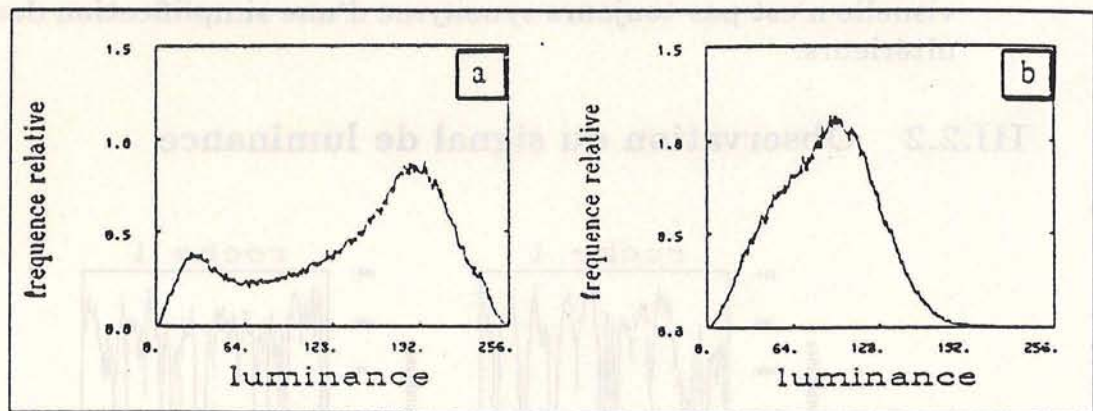


Figure III.4 : Histogramme bimodal a, unimodal b.

Ceci constitue le cas le plus simple et le plus facile pour segmenter une image, le seuil de luminance se situant au niveau de la selle de cet histogramme.

- **histogramme unimodal (fig. III.4b) :**

Les objets sont difficiles à différencier sur la base unique d'un critère de luminance, tout du moins d'une manière globale. Nous verrons dans le chapitre concernant la segmentation par seuillage comment il est possible d'utiliser cette information.

- **Image bruitée :**

L'image lors de l'acquisition peut s'avérer bruitée par un problème de capteur ou du système d'acquisition en général. L'observation de l'histogramme peut constituer une aide afin de déterminer l'existence de ce bruit.

- L'évolution de l'histogramme entre des images d'une série de roches peut également être intéressante à analyser. Dans notre cas, une roche peu déformée est représentée par un histogramme bimodal avec une moyenne des luminances élevée ; au contraire une roche déformée est représentée par un histogramme unimodal centré autour d'un moyenne de luminance faible. Cette évolution de l'histogramme peut être considérée comme un facteur caractéristique lié à la déformation de la roche. Nous verrons dans le cadre de l'application pourquoi cette information doit être prise avec beaucoup de précautions.

Les transformations d'histogramme présentées se regroupent sous le terme de fonction de transfert s'assimilant dans certains cas à une égalisation. A l'intérieur de cette famille, les transformations se scindent entre deux groupes :

- soit on cherche à augmenter la dynamique de luminance c'est à dire par exemple passer d'une image quantifiée sur 128 niveaux de gris à une image quantifiée sur 256 niveaux. L'opération consiste alors à déterminer la fonction de transfert T (linéaire, exponentielle, non-linéaire, etc...).

- soit on essaie d'avoir un nombre identique de points de l'image pour chaque valeur de luminance (l'histogramme de sortie est alors plat : quelque soit le niveau de gris, l'occurrence est la même).

L'intérêt de cette manipulation n'est pas dans la recherche automatique d'un seuil mais dans une amélioration visuelle de l'image. **Attention cette amélioration visuelle n'est pas toujours synonyme d'une simplification des traitements ultérieurs.**

III.2.2 Observation du signal de luminance

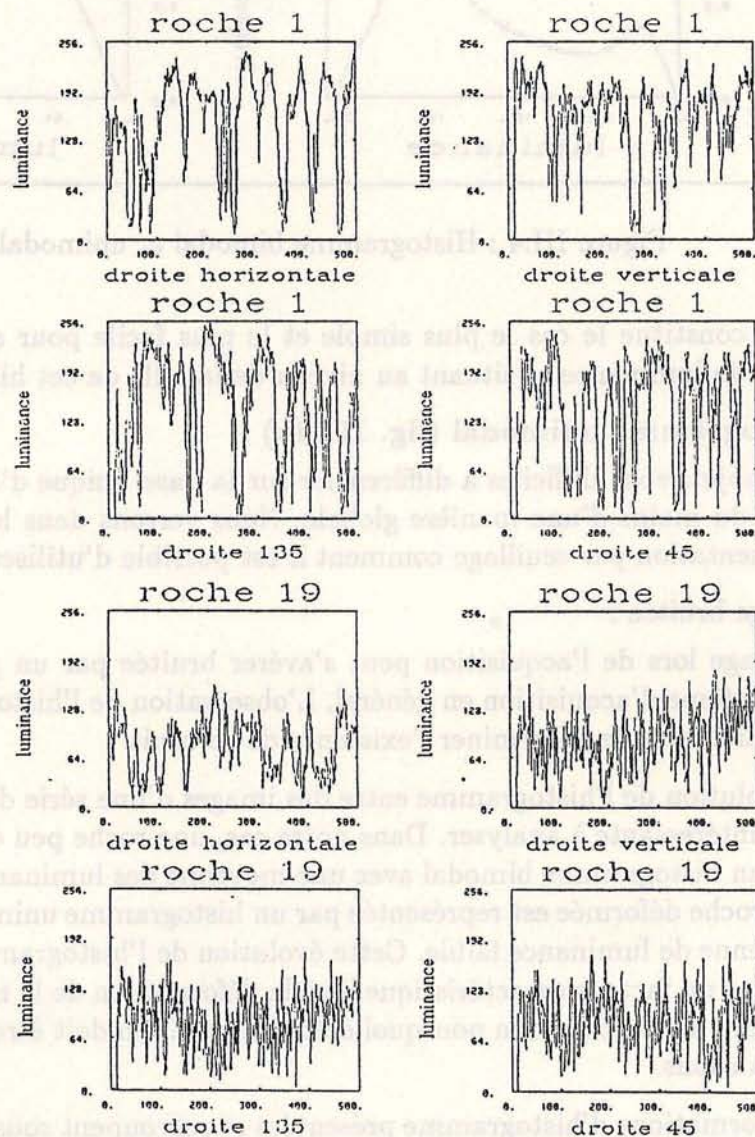


Figure III.5 : Variations des signaux de luminance pris dans différentes directions Roche peu déformée 1 Roche très déformée 19.

Nous procédons à des coupes dans la fonction image. La figure III.5 présente différents signaux de luminance pris suivant différentes orientations dans l'image. Ces courbes nous

permettent d'apprécier si les contours des objets sont suffisamment bien marqués, auquel cas l'algorithme de détection de ces contours sera simple ; sinon il faudra envisager d'autres méthodes afin de réhausser l'amplitude de ces contours ou utiliser des algorithmes plus sensibles. Il est également possible de vérifier si les objets intéressants se présentent sous la forme de plages homogènes ; c'est à dire si l'homogénéité visuelle des objets est bien réelle et non pas liée à la présence de hautes fréquences. De même nous pouvons apprécier le bruit de l'image sous la forme de hautes fréquences.

III.2.3 Utilisation des tables de couleur (Look Up Table ; LUT)

L'image en niveau de gris telle qu'elle est visualisée à l'écran résulte de la composition des trois canaux Rouge, Vert, Bleu. Une luminance d'intensité 100 correspond à une intensité de 100 sur les trois canaux. Il est donc possible en agissant sur les trois canaux de modifier la visualisation d'une plage de luminance. Les exemples nécessiteraient une image couleur (fig. III.6) ; nous posons ici pour simplifier une image binaire noire et blanche.

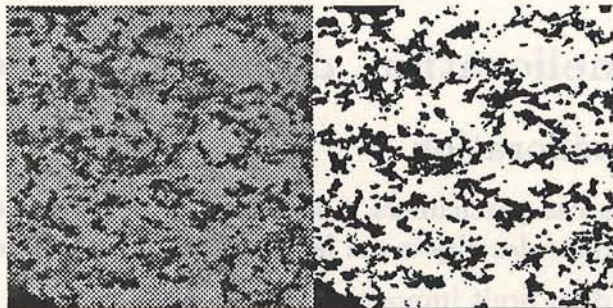


Figure III.6 : Exemple de modification de la LUT (Look Up Table). Luminance 0-100 : R,V,B=0 (noir) ; Luminance 101-255 : R,V,B=255 (blanc).

Soit une plage de 0 à 100 nous avons modifié les intensités sur les canaux RVB de cette plage à R :0, V :0, B :0 (noir) et les luminances de la plage 101-255 à R :255, V :255, B :255 (blanc).

L'avantage de cette modification est lié au fait que l'on ne modifie pas le fichier physique enregistré, on ne change que les paramètres de visualisation de réglage d'intensité des canaux ; ces transformations sont donc réversibles et instantanées.

Ces transformations peuvent nous permettre d'évaluer si la scène observée ne possède pas un défaut d'éclairage (source lumineuse ponctuelle, etc ...). Il est également possible d'ajuster un seuil de segmentation global sur une image, de même que de conclure si un seuil global est adapté à l'image ou non.

Au moment de l'acquisition de l'image, l'utilisation des LUT nous permet de voir si l'image est saturée (luminance 0 et 255 présentes) et comment se répartissent la gamme de ses luminances :

- sous la forme de plages auquel cas il faut modifier le diaphragme de la caméra (fig. III.7).
- sous la forme de points ; il faut ici envisager des problèmes de capteur avec une défection de l'un des éléments de la CCD de la caméra (CCD Charged Coupled

Device, schématiquement il s'agit de la matrice de cellules photosensibles, l'une des cellules ayant un problème).

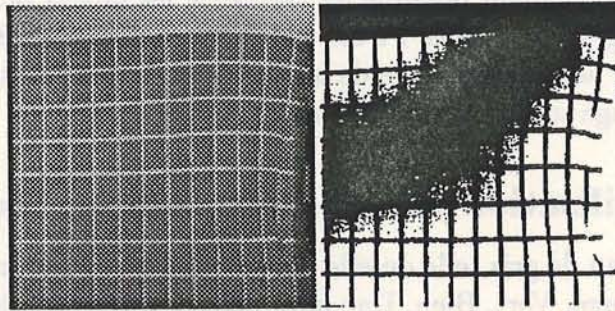


Figure III.7 : Modification de la LUT permettant de mettre en évidence un défaut d'éclairage. Image de modélisation analogique (P. Davy).

III.3 Amélioration, détection de contours

III.3.1 Amélioration

Hormis quelques cas particuliers, une image en niveaux de gris permet rarement une segmentation directe des objets qui la composent. Trois raisons peuvent être évoquées :

- l'existence d'un bruit important.
- un contraste objet / fond insuffisant.
- un problème de source d'éclairage non uniforme, non résolu ou non résoluble lors de l'acquisition.

Il apparaît donc nécessaire dans la plupart des cas d'opérer une amélioration de l'image avant de passer à la phase de segmentation.

L'amélioration du rapport signal/ bruit peut se réaliser de différentes manières. La plus simple est de considérer que le bruit est aléatoire et uniformément réparti ce faisant, en sommant les images d'une même scène le bruit va s'annuler alors que le signal vrai va se trouver amplifié.

Cette méthode pour être efficace nécessite au minimum une dizaine d'images acquises, et par conséquent une place mémoire importante. Une technique plus générale et plus contrôlée regroupe un ensemble d'opérations sous le terme de filtrage. Les méthodes de filtrage sont directement dérivées des traitements du signal monodimensionnel et de ce fait bénéficient d'une grande expérience et variété dans les domaines d'application.

a) Filtrages linéaires

Ces filtres se caractérisent par le fait que ce sont des produits de convolution entre la fonction signal initiale et une fonction filtre par l'intermédiaire d'une fonction de voisinage. Soit une fonction image F définie par une fonction de niveau de gris f et une fonction de voisinage V le produit de convolution P est égal à :

$$P = F * h$$

avec $F = f * V$.

Cette fonction de voisinage décrit l'ensemble des points de l'image qui vont être utilisés au cours de la transformation, la fonction filtre h va décrire les coefficients qui seront appliqués à ces points lors du produit de convolution.

Généralement dans le cas d'images, la fonction de voisinage est définie comme une fenêtre centrée en un point (donc de dimension impaire) et carrée. Si la somme des coefficients du filtre est supérieure à 1, il est alors nécessaire d'opérer une normalisation des valeurs, c'est à dire de diviser le produit de convolution par la somme des coefficients du filtre. Deux familles de filtres se regroupent dans cette définition :

- les filtres moyennes ou passe bas, moyenne etc...
- les filtres dérivateurs ou passe haut, gradient , laplaciens etc...

Filtrage gaussien Le filtre passe-bas peut être modélisé par une loi gaussienne. Cette modélisation nous donne la possibilité de faire varier 2 paramètres μ , la moyenne et σ^2 la variance; dans le cas de ces filtres nous supposons la moyenne nulle et la somme des coefficients du filtre égale à 1, ceci de manière à ne pas augmenter la dynamique de l'image.

L'obtention des coefficients du filtre est réalisée par le calcul des valeurs des points de l'enveloppe gaussienne répartis de part et d'autre de la valeur moyenne et à égale distance du centre (ceci en deux dimensions).

La fonction de transfert de ces filtres nous indique que le filtrage effectué par un filtre obtenu par modélisation gaussienne avec un écartype élevé aura un effet de filtre passe-bas fort ; c'est à dire que les hautes et moyennes fréquences seront supprimées dans l'image. Les modifications de l'écartype au niveau de la modélisation du filtre définissent la fonction de transfert du filtre et par conséquent les fréquences affectées par le filtre.

Sur une image (fig. III.8) les résultats sont les suivants :

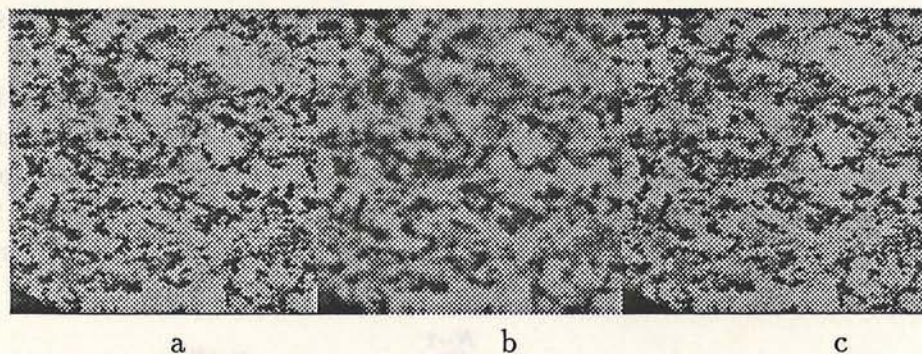


Figure III.8 : Image a filtrée par un filtrage gaussien passe-bas fort b et passe-bas léger c

Remarque : Les coefficients du filtre sont des réels, ceci implique une lourdeur au niveau des calculs si on ne dispose pas de co-processeur adapté. Il s'avère alors préférable de multiplier ces coefficients de manière à obtenir des valeurs entières puis, lorsque la convolution est effectuée, de diviser le résultat par la somme des coefficients (une opération sur une variable entière est plus rapide que sur une variable réelle).

Utilisation des filtrages passe-bas :

L'emploi d'un filtre passe-bas léger va avoir pour effet d'éliminer le bruit de l'image (si toutefois sa nature est connue) ou un adoucissement des contours (dans une image très contrastée). Un filtre passe-bas fort peut être utilisé dans la correction d'un défaut d'éclairage lors de l'acquisition. La démarche est alors la suivante; on passe sur l'image un filtre passe-bas de taille $60 * 60$ dont tous les coefficients sont égaux à 1 (filtre moyenne). L'image résultat sert alors de référence; la moyenne de luminance de cette image constitue la base et les luminances de l'image initiale sont corrigées en fonction de l'écart entre la valeur moyenne totale et la luminance du point équivalent sur l'image filtrée. L'opération suivante consiste à effectuer la différence entre l'image initiale et l'image moyenne et à recentrer les valeurs autour de la valeur de luminance 128.

Remarque : Nous avons modélisé un filtre linéaire passe-bas par une loi gaussienne, il existe des filtres passe-bas qui ne sont pas modélisables par une loi gaussienne.

Filtrage par transformée de Fourier La transformée de Fourier a pour propriété essentielle de transformer un produit de convolution en un produit simple. Toute fonction de luminance ou autre $f(x, y)$ a pour transformée de Fourier l'expression suivante :

$$F(u, v) = \iint_{\mathcal{D}} f(x, y) e^{2i\pi(ux+vy)} dx dy$$

La transformée de Fourier donne un résultat se situant non plus dans le domaine image mais dans un domaine transformé fréquentiel. On peut repasser dans le domaine espace image par l'intermédiaire de la transformée de Fourier inverse (TF^{-1}), aux erreurs de calcul près on retrouve le signal de départ.

Les propriétés de la transformée de Fourier dans ce domaine fréquentiel fournissent un certain nombre d'indications sur l'image analysée. L'enveloppe $F(u, v)$ représente le spectre de puissance de l'image. Dans le cas d'une structure fine le spectre de puissance sera très étalé ; une orientation préférentielle dans l'image de départ se traduit par une anisotropie décalée de $\pi/2$ dans le spectre. Une image floue montre un halo sur le spectre.

L'une des utilisations principales de la transformée de Fourier est le filtrage linéaire stationnaire. En effet, pour effectuer un filtrage il est nécessaire d'effectuer un produit de convolution entre la fonction de voisinage et la fonction filtre. Le filtrage par transformée de Fourier s'effectue par le produit entre la transformée de l'image et la fonction de transfert du filtre. L'image filtrée sera obtenue en effectuant le produit de convolution discret :

$$g(u) = \sum_{k=0}^{N-1} H(k) F(k) e^{j2\pi(\frac{kn}{N})}$$

avec $H(k)$ la fonction de transfert du filtre et $F(k)$ la transformée de Fourier de $f(x)$

En choisissant une fonction de transfert appropriée, on filtre une image. Un spectre de puissance d'une structure fine sera plus étalé (structure fine signifie hautes fréquences), au contraire un spectre de puissance d'une structure grossière sera plus étroit. L'intérêt du filtrage par exemple pour éliminer du bruit repose sur l'hypothèse que le bruit est de nature différente des structures à analyser. Le bruit est généralement représenté par de

hautes fréquences, une opération simple consiste dans le cas de transformée de Fourier bidimensionnelle à poser un masque sur la TF de façon à détruire les hautes fréquences et à opérer la TF^{-1} .

Cette opération ne peut rivaliser en temps de calcul avec le filtrage classique, néanmoins elle apporte une souplesse réelle dans le filtrage à la fois au niveau de la précision du choix des fréquences à éliminer (passe-bande) et également dans l'orientation de ces fréquences.

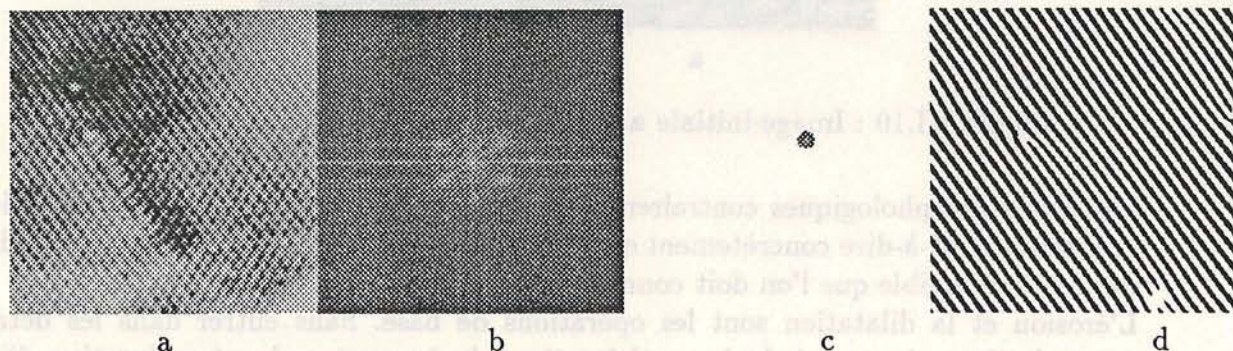


Figure III.9 : Image de microscopie électronique par Transmission avec détection de dislocations par filtrage par l'intermédiaire de la FFT. Image initiale a, Image FFT b, Masques c, Image resultat c (cf B. Reynard).

L'exemple d'une image de microscopie électronique par transmission montre l'application de cette méthode. La visualisation de la dislocation nécessite d'éliminer les basses fréquences, qui sont responsables des variations de luminance, et une gamme de fréquences orientées (60°) qui masque à l'oeil la dislocation. Pour ceci on calcule la TF de l'image originale (fig. III.9a), celle-ci présente plusieurs pics de puissance (équivalent cliché de diffraction) ; la suppression des basses fréquences s'opère par la pose d'un masque sur la partie centrale du spectre de puissance (fig. III.9b) l'image reconstruite (fig. III.9c) se voit ainsi amputée des variations de luminance. Une opération similaire (masquage) est opérée pour éliminer les fréquences orientées à 60° et dans une certaine gamme de fréquence (passe-bande) (fig. III.9d). L'image reconstruite permet de visualiser la dislocation.

Remarque : Cette manipulation se serait avérée très complexe et délicate avec l'emploi de filtres linéaires classiques. Malgré le temps calcul plus important, il est donc ici préférable de travailler dans le domaine fréquentiel.

b) Filtrage médian Le principe de ce filtrage est d'opérer dans la fenêtre d'observation ($N * N$) un classement des valeurs de luminance par ordre croissant. La valeur retenue pour le point central est la valeur médiane; par exemple sur une fenêtre $3*3$ comportant 9 points on choisit de garder la 5^{ème} valeur de luminance la plus forte.

L'intérêt majeur de ce filtrage est la suppression des bruits de type impulsionnel (fig. III.10).

c) Filtres morphologiques Issus directement des opérations de morphologie sur image mathématique linéaire, les filtres morphologiques ont également pour vocation d'améliorer les images. [Serra [82]] et [Matheron [82]] ont exposé la théorie de ces filtres.

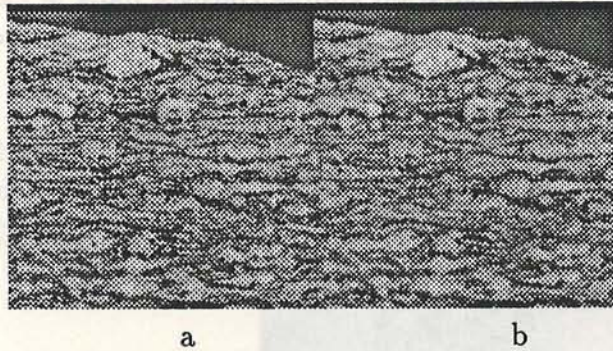


Figure III.10 : Image initiale a et image filtrée par un filtre médian b

Les filtres morphologiques contrairement aux filtres linéaires possèdent la propriété de croissance c'est-à-dire concrètement que l'opération de filtrage entraîne une perte d'information irréversible que l'on doit connaître et apprécier.

L'érosion et la dilatation sont les opérations de base. Sans entrer dans les détails de ces opérations de morphologie mathématique (voir paragraphe Amélioration d'images binaires), une érosion sur une image en niveaux de gris est définie relativement à un élément structurant ou fenêtre d'observation de taille et de forme fixées. La fonction de luminance à l'intérieur de l'élément structurant une érosion s'exprime par :

$$E_{f(x,y)}^b = \text{Min}[f(x_{i,j}, y_{i,j})]$$

avec i et j les indices du masque ou élément structurant b .

Une dilatation sur le même principe s'exprime par :

$$D_{f(x,y)}^b = \text{Max}[f(x_{i,j}, y_{i,j})]$$

L'érosion (fig. III.11) réduit les pics et élargit les vallées; sur l'image ceci se traduit par une dilatation des zones sombres et une élimination des points clairs de taille inférieure à l'élément structurant.

La dilatation (fig. III.11) au contraire comble les vallées (zones sombres) et épaisit les pics (dilatation des zones claires).

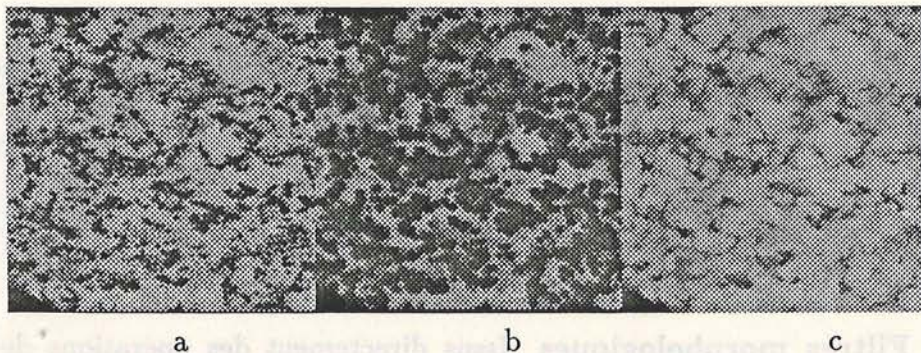


Figure III.11 : Exemple d'image a érodée b et dilatée c

Ouverture-fermeture et filtres morphologiques :

L'ouverture et la fermeture sont définies par extension des opérations précédentes :

$$O_{f(x,y)}^b = D^b[E_{f(x,y)}^b] \quad \text{et} \quad F_{f(x,y)}^b = E^b[D_{f(x,y)}^b]$$

L'ouverture adoucit les pics trop acérés (points clairs) et la fermeture comble les vallées trop étroites (bandes sombres étroites).

Ces opérations possèdent les propriétés suivantes :

- Anti-extensivité (respectivement extensivité), une fonction ouverte (resp fermée) par un élément structurant est inférieure ou égale à la fonction initiale (respectivement supérieure).
- Croissance : Si $f(x,y) \leq g(x,y)$ alors $F_{f(x,y)}^b \leq F_{g(x,y)}^b$ et $O_{f(x,y)}^b \leq O_{g(x,y)}^b$
- Idempotence : une ouverture ou une fermeture de même taille appliquée une nouvelle fois à une image ne modifie pas cette image. Cette propriété est également valable pour les filtres linéaires parfaits passe-bas, passe-haut et passe-bande.

Donc par filtres morphologiques on entend toute transformation idempotente, croissante, continue, et invariante par translation. L'ouverture et la fermeture constitue l'armature des filtres morphologiques.

Les choix qui s'offrent à l'expérimentation sont alors les suivants :

- la taille et la forme de l'élément structurant.
- l'ordre d'application de ces opérations, connaissant les propriétés respectives de chaque opération.
- l'utilisation séquentielle alternée de ces opérations, ce que [Serra [87]] décrit comme les filtres alternés séquentiels. Il s'agit d'effectuer une succession d'opérations de taille croissante en alternant les opérateurs.

Les images (fig. III.12) montrent un filtrage alterné séquentiel de séquence $O^1 F^2 O^3$ (a) afin de mettre en évidence les zones sombres de taille inférieure ou égale à l'élément structurant de taille 3 et de forme hexagonale (équivalent à un masque 7*7 en maille carrée), et dans le second cas (b) une séquence $F^1 O^2 F^3$ de manière à mettre en exergue les zones claires.

III.3.2 Détection de contours

a) Filtrages linéaires passe-haut

Contrairement aux filtres précédents, le but de ces opérateurs n'est pas d'éliminer le bruit ou d'adoucir les contours mais de mettre en évidence des contours entre plages de niveaux de gris différents. La mise en évidence de ces gradients de luminance s'opère par l'emploi de filtres en dérivation ou filtres passe- haut.

La première idée est de calculer la dérivée première de la fonction de luminance :

$$\text{Gradient}(f(x,y)) = \left(\frac{\delta f}{\delta x}, \frac{\delta f}{\delta y} \right)$$

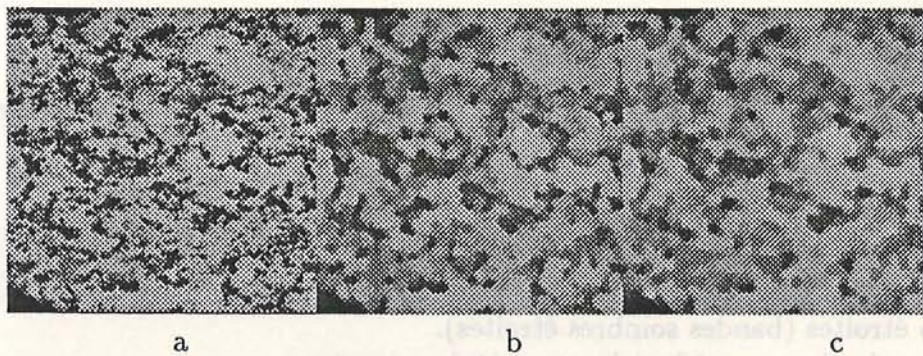


Figure III.12 : Images initiale **a** et signaux après un filtrage alterné séquentiel. Combinaison Ouverture-Fermeture **b** et Fermeture-Ouverture **c**

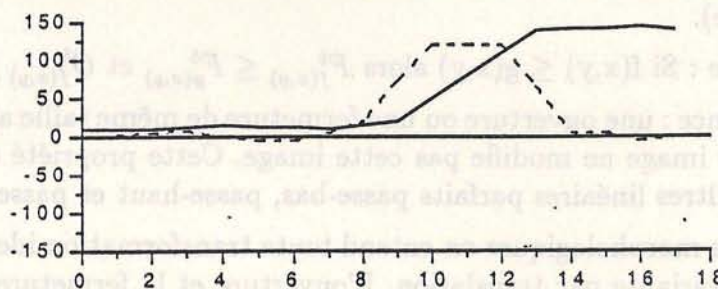


Figure III.13 : Signal initial d'un contour (trait plein) et dérivée première (tireté).

ceci donne (fig. III.13) :

On définit alors deux valeurs pour caractériser cette fonction :

- L'amplitude du gradient :

$$\sqrt{\left(\frac{\delta f}{\delta x}\right)^2 + \left(\frac{\delta f}{\delta y}\right)^2}$$

- L'orientation de ce gradient :

$$\theta = \text{ARCTG}\left(\frac{\delta f}{\delta x}, \frac{\delta f}{\delta y}\right)$$

Les résultats sont les suivants (fig. III.14) :

Différents auteurs ont proposé des filtres approximatés afin de calculer ce gradient :

- Deux filtres sont proposés par [Roberts [65]] :

$$D_1 = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix} \text{ et } D_2 = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

le résultat est la somme en valeur absolue de la convolution avec ces deux filtres.

- Une approximation du filtre gradient est donnée par [Prewitt [70]] :

$$\begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \text{ aux rotations près}$$

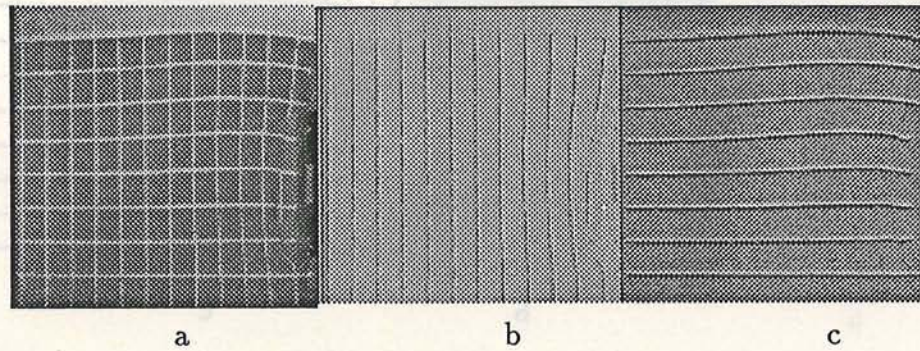


Figure III.14 : Image originale **a** et images gradient horizontal **b** et vertical **c** (seule l'amplitude du gradient est représentée)

Ce filtre permet par exemple de détecter les contours ayant une orientation proche ou égale à 0° .

On prend la norme euclidienne du produit de convolution pour calculer l'amplitude du gradient et son orientation pour obtenir l'orientation du contour au point considéré. Les convolutions avec les masques de différentes orientations sont effectuées en parallèle. Le choix de l'orientation ayant le gradient maximum de tous les filtres peut être une méthode satisfaisante.

- Le plus utilisé parmi les détecteurs de contours, l'opérateur de Sobel, présente une approximation du gradient par les filtres suivants :

$$\begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \text{ aux rotations près}$$

- La morphologie mathématique donne elle aussi une approximation du gradient par la fonction suivante :

$$\text{gradient}(x, y) = \frac{(D^b f(x, y) - E^b f(x, y))}{2}$$

Le calcul s'avère très rapide et donne des résultats acceptables (fig. III.15) :

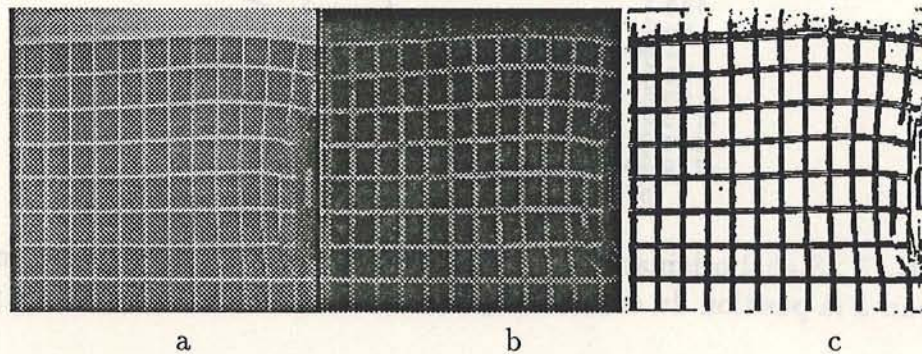


Figure III.15 : Image originale **a**, gradient morphologique **b** et seuillage **c**.

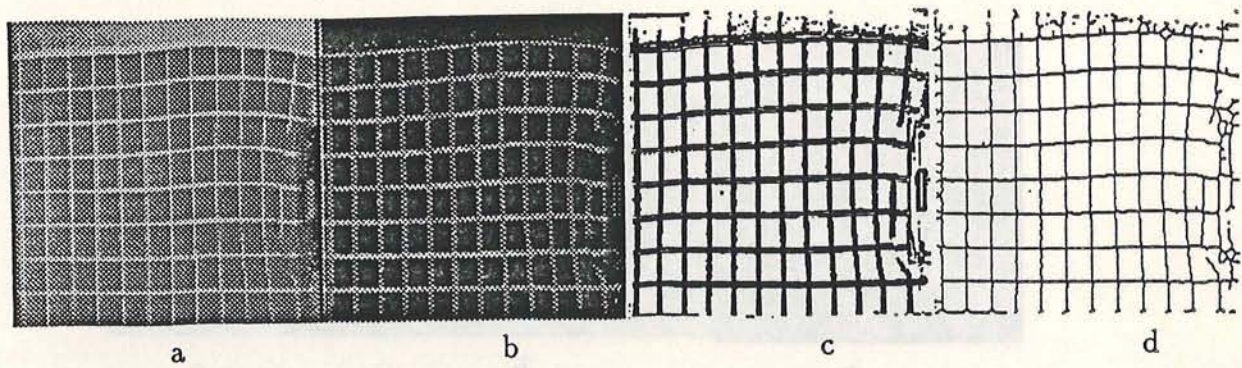


Figure III.16 : Image originale a, image gradient b, seuillage sur l'image gradient c, affinage des régions d.

D'une manière générale les opérateurs de détection de contours vont fonctionner sur le principe suivant (fig. III.16) :

Les opérateurs de détection de contours sont soit les opérateurs présentés précédemment, soit une combinaison de ceux-ci liant les avantages de chaque opérateur. L'intérêt primordial dans ce genre d'approche est de pouvoir différencier le bruit par nature aléatoire et discontinu, du contour continu. L'information d'orientation du contour s'avère alors très importante dans une approche de type suivi de contour; elle permet d'éliminer le bruit et d'effectuer un chaînage des contours [Xie et Rives [88]] [Nevatia et Babu [80]] [Giraudon [87]] sur la base d'une notion de continuité spatiale du contour. Cette méthode sera exposée plus loin dans le chapitre concernant les algorithmes plus complexes que nous avons testés dans notre application.

Ces filtres passe-haut par leur nature ne sont pas insensibles au bruit; afin de diminuer cet effet il est parfois utile de passer un filtre passe-bas léger avant d'effectuer le filtrage de détection des contours.

b) Opérateur Laplacien

Une autre méthode consiste à calculer la dérivée seconde du signal (ou de la fonction de niveau de gris). Si on pose le signal suivant (fig. III.17) :

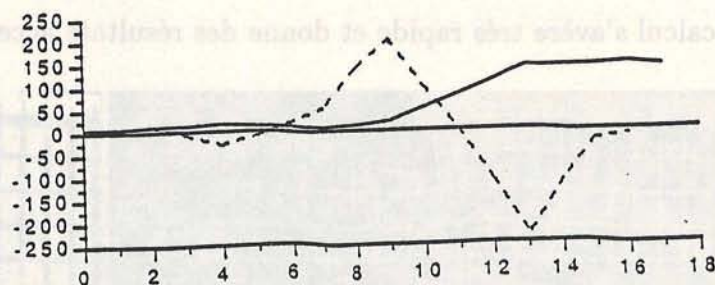


Figure III.17 : Signal original (trait plein), dérivée seconde (tireté). Le point de passage par 0 correspond à la position du contour (équivalent au maximum de la dérivée première).

Le maxima de la dérivée première marque l'emplacement du contour, tout comme le passage par 0 de la dérivée seconde. L'opérateur laplacien a l'avantage d'être invariant

par rotation donc ceci signifie un temps de calcul plus favorable. Une approximation de cet opérateur sur une fenêtre est donnée par la fonction de voisinage suivante :

$$\begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}$$

La pente de la dérivée seconde au point de passage par 0 donne une indication sur le sens du passage entre zones claires et sombres donc sur la position de l'objet par rapport au contour potentiel.

En fait les dérivées secondes sont très bruitées ; afin de palier cet inconvénient trois techniques peuvent être utilisées :

- élargir le masque d'estimation de la dérivée seconde.
- sélectionner les passages par zéro ayant un gradient d'amplitude suffisante (mais ceci n'éliminera pas le bruit de type impulsionnel).
- utiliser des étapes de filtrage de contour postérieurement à cette étape par des algorithmes de chaînage [Giraudon [87]]

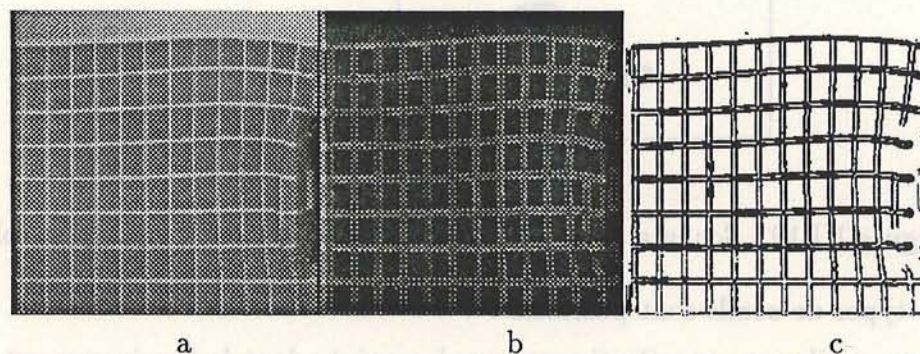


Figure III.18 : Image originale a, image du Laplacien b et seuillage c.

Une application de filtrage ayant pour effet d'éliminer un aspect brumeux et flou de certaines images est donnée par [Rosenfeld et Kak [82]]. L'opération consiste à effectuer la différence entre l'image initiale et l'image convoluée avec l'opérateur laplacien.

Une approximation de l'opérateur laplacien peut également être réalisée par la différence entre deux filtrages gaussiens d'écartypes différents.

III.4 Techniques de seuillage

De par le vaste champs d'application du traitement de l'image, bon nombre de techniques de seuillage on été proposées. [Sahoo et al. [88]] présentent un résumé des différentes méthodes dont nous nous inspirons pour énoncer de manière non exhaustive les familles d'algorithmes de segmentation par seuillage.

III.4.1 Seuillages globaux

Les méthodes de seuillage que nous allons répertorier ici sont toute basées sur l'hypothèse de distinction entre un fond et l'objet. La plus simple d'entre elle est de faire un seuillage

global (fig. III.19) en sélectionnant une luminance seuil. Ce seuil peut avoir été choisi lors d'une étape précédente concernant la manipulation des Look Up Table.

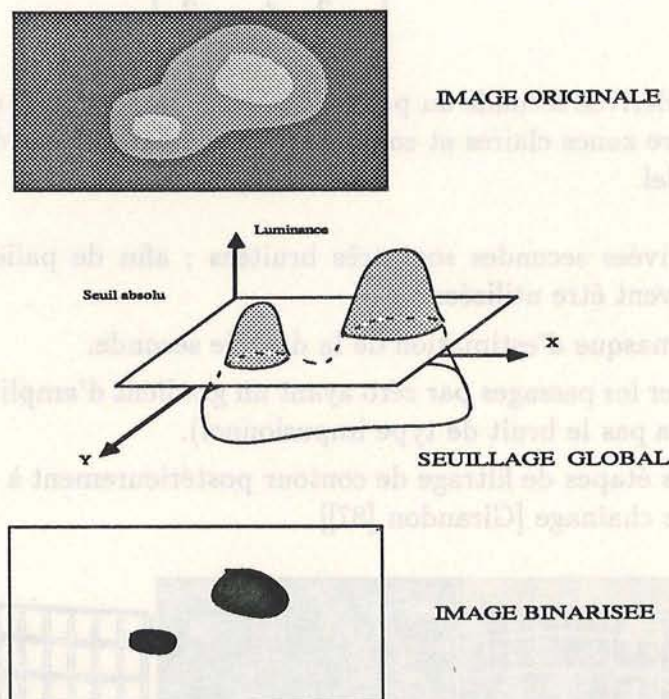


Figure III.19 : Schéma d'explication de la méthode de seuillage absolu global

Trois types de seuils sont possibles :

- un seuil max, on sélectionne tous les points dont la luminance est comprise entre 0 et ce seuil. (fig. III.19 a)
- un seuil min, les points de luminance supérieure ou égale au seuil sont conservés. (fig. III.19 b)
- un seuillage passe-bande, dans ce cas on dispose de deux caractéristiques pour le fond l'une claire l'autre foncée et la luminance de l'objet est intermédiaire. Les luminances retenues sont alors les valeurs comprises dans un intervalle borné par ces deux seuils. (fig. III.19 c).

L'ensemble des algorithmes suivants a pour but de déterminer ce ou ces seuils. Ils reposent sur l'utilisation des propriétés de répartition des luminances à l'intérieur des objets, du fond ou des points situés sur des zones contours.

a) Méthodes basées sur des entités de type point

Méthodes P-Tile [Doyle [62]]

L'hypothèse de base repose sur un fond clair et des objets foncés ; de plus il est nécessaire de connaître la surface des objets dans la scène. La technique consiste alors à trouver le seuil de luminance tel que la surface des pixels de luminance inférieure ou égale au seuil se rapproche le plus de la surface connue des objets.

Méthode modale [Prewitt et Mendelsohn [66]]

Elle est basée sur une image dont l'histogramme des luminances est bimodale ; le seuil correspond alors à la valeur minimale au niveau de la selle de l'histogramme (fig. III.20).

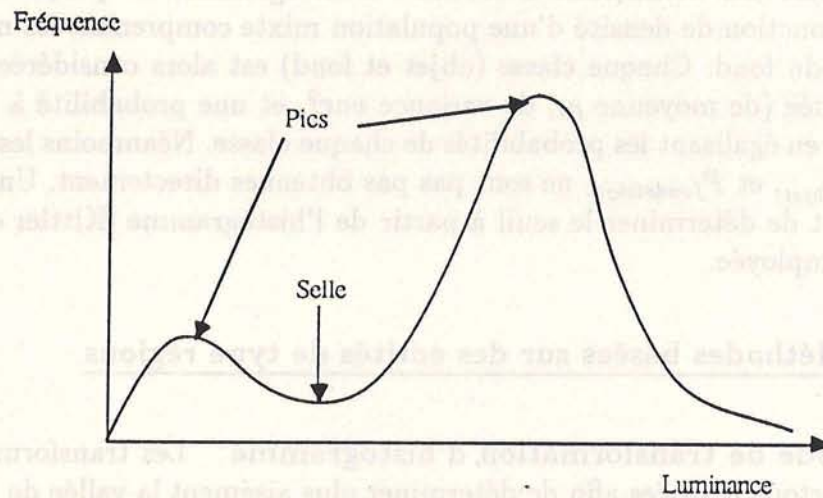


Figure III.20 : Histogramme avec indication des points principaux : selle et pics

Méthode OTSU [Otsu [78]]

Cette méthode est une analyse discriminante avec pour but un partitionnement de pixels d'une image en deux classes, le fond et l'objet. Ceci est réalisé par une minimisation d'un critère fonction du seuil. La fonction critère la plus simple donnée par l'auteur consiste à minimiser le rapport variance du fond sur variance totale. Le seuil optimum s'exprime alors par :

$$Seuil_{optimum} = MIN\left(\frac{\sigma_{fond}^2}{\sigma_{total}^2}\right)$$

Méthode d'analyse de la concavité de l'histogramme [Rosenfeld et torre [83]]

Pour certaines images la vallée de l'histogramme s'avère difficile à déterminer. Néanmoins, il est possible d'obtenir un bon seuil au niveau du point d'inflexion de la pente des pics de l'histogramme. Dès lors, les entités vallées et points d'inflexion représentent les concavités de l'histogramme. Le polygone convexe contenant l'histogramme est alors construit. Les valeurs des seuils possibles se déterminent comme les maximas locaux de la différence entre l'histogramme initial et le polygone convexe approximant l'histogramme.

Méthode basée sur l'entropie de l'histogramme Un certain nombre de méthodes utilisent l'entropie de l'histogramme. La détermination du seuil consiste à minimiser ou maximiser une fonction critère dépendante de l'entropie [Pun [80]] [Kapur et al. [85]] [Johansen et Bille [82]].

Méthode de préservation des moments [Tsai [85]]

Ici l'hypothèse est de considérer qu'il y a préservation des moments de degré 1,2 et 3 entre l'image initiale et l'image binarisée au seuil optimum.

Méthode du minimum d'erreur L'histogramme est perçu comme une estimation d'une fonction de densité d'une population mixte comprenant les niveaux de gris des objets et du fond. Chaque classe (objet et fond) est alors considérée comme normalement distribuée (de moyenne μ_i , de variance var_i^2 , et une probabilité à priori P). Le seuil est obtenu en égalisant les probabilités de chaque classe. Néanmoins les valeurs de $\mu_{fondetobjet}$, $\sigma_{fondetobjet}^2$, et $P_{fondetobjet}$ ne sont pas obtenues directement. Une fonction critère permettant de déterminer le seuil à partir de l'histogramme [Kittler et Illingworth [86]] est alors employée.

b) Méthodes basées sur des entités de type régions

Méthode de transformation d'histogramme Les transformations d'histogramme sont surtout réalisées afin de déterminer plus aisément la vallée de l'histogramme utilisée dans la méthode modale. Les modifications de l'histogramme sont obtenues en pondérant les points de l'image relativement aux propriétés locales des pixels. [Mason et al. [75]] proposent de pondérer les points en fonction de leur valeur après utilisation d'un détecteur de contours (Laplacien, Roberts, etc ...). Ainsi les valeurs sont faibles pour une zone homogène et fortes pour les zones contours. Le poids s'exprime de la manière suivante : $P = \frac{1}{(1+\Delta^2)}$ avec Δ la valeur de l'opérateur de contour au point considéré. L'histogramme ainsi recalculé présente une vallée beaucoup plus prononcée.

[Katz [65]] propose d'utiliser la valeur de l'opérateur de contour la plus forte comme repère pour le seuil. Ce choix se plaçant à mi-chemin entre l'objet et le fond, la valeur de luminance correspondante sur l'image initiale donne la meilleure valeur de seuil pour discriminer les deux classes.

[Wu et Rosenfeld [82]] ont une approche basée sur une représentation en quadtree. L'image est divisée en quatre sous-images, dans chacune de ces images l'homogénéité est testée grâce à l'écartype des niveaux de gris (comparé à une valeur prédéfinie). Si la sous-image est homogène la zone est affectée de la moyenne de ses luminances sinon, la sous-image est à nouveau scindée en 4 parties. Le processus est réitéré jusqu'à une stabilité de la partition. L'histogramme de la nouvelle image se prête alors bien à un seuillage de type modal.

Une méthode simple dérivée de celle-ci consiste à lisser l'histogramme par un filtre moyenne afin d'éliminer les variations rapides (bruit), puis à calculer la dérivée première de la fonction histogramme. Les extremums de cette dérivée (minimum et maximum) correspondent à des points d'inflexion sur la courbe histogramme. La détermination des seuils se révèle alors assez facile. En calculant la dérivée seconde de la courbe histogramme, les passages par 0 sont sensés nous donner une information semblable. Néanmoins l'existence du bruit perturbe la vision de ces passages. Leur détermination automatique nécessite alors de considérer les gradients de part et d'autre de ces passages et à ne conserver que les passages dont les gradients sont les plus forts. Ceci requiert à priori l'emploi d'un seuil

supplémentaire parfois délicat à trouver. La figure III.21 montre les différentes étapes de cette méthode sur deux exemples de roche ainsi que leur explication sur l'histogramme.

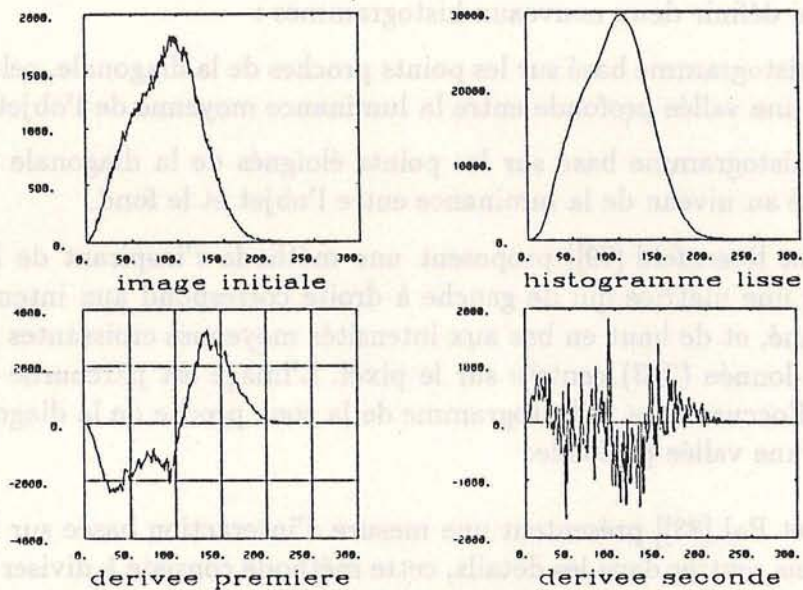


Figure III.21 : Histogramme initial, histogramme lissé et dérivées de l'histogramme lissé. Les seuils multiples sont extraits à partir de la fonction dérivée première. Il s'agit des valeurs correspondant aux extremas de cette fonction : 20, 65, 180, 225 et 240. L'obtention de ces seuils sur la dérivée seconde (par les points de passage par Zéro) est plus délicate.

c) Méthodes basées sur les statistiques de second ordre

Méthode basées sur les matrices de cooccurrence Les matrices de cooccurrence introduites pour l'analyse des textures [Haralick et al. [73]] peuvent avoir une application en seuillage. Nous reviendrons sur ces matrices dans le chapitre consacré à l'analyse de texture. Néanmoins, nous allons expliquer ici brièvement leur signification et leur emploi. Une matrice de cooccurrence $M(d, \phi)$ (d désigne une mesure de distance et ϕ d'orientation) est définie comme une fréquence relative d'occurrence entre pixels voisins de niveaux de gris i et j et séparés par une distance d suivant une orientation ϕ . Une infinité de choix s'offrent pour d et ϕ . [Ahuja et Rosenfeld [78]] proposent d'utiliser la matrice suivante :

$$M = M_{(1,0^\circ)} + M_{(1,45^\circ)} + M_{(1,90^\circ)} + M_{(1,135^\circ)}$$

A partir d'une image simple nous allons tenter d'expliquer le fonctionnement des matrices de cooccurrence. Ceci repose sur le remplissage d'un tableau bidimensionnel (matrice de cooccurrence), où en abscisse on représente les niveaux de gris i du point considéré (gamme de 0 à 255) et en ordonnée les niveaux de gris j du point situé par exemple à une distance d suivant la direction 0° (gamme de 0 à 255). Le calcul consiste à balayer l'image en considérant le bipoint de luminance i et j et à incrémenter d'une unité la valeur d'occurrence de la matrice correspondante. Une luminance d'un point situé dans un objet ou dans le fond va avoir une valeur j très proche, au contraire, lorsque que le point est situé sur une zone contour, la valeur de j va être très éloignée.

En posant qu'un point contour va se situer très loin de la diagonale de la matrice et au contraire qu'un pixel du fond ou de l'objet va lui se situer sur la diagonale, la matrice M peut ainsi définir deux nouveaux histogrammes :

- un histogramme basé sur les points proches de la diagonale, celui ci va se caractériser par une vallée profonde entre la luminance moyenne de l'objet et du fond.
- un histogramme basé sur les points éloignés de la diagonale qui doit avoir un pic élevé au niveau de la luminance entre l'objet et le fond.

[Kyrby et Rosenfeld [79]] proposent une méthode s'inspirant de l'idée précédente. On construit une matrice qui de gauche à droite correspond aux intensités croissantes d'un pixel donné, et de haut en bas aux intensités moyennes croissantes prises sur une fenêtre de taille donnée (3*3) centrée sur le pixel. L'image est parcourue et on comptabilise le nombre d'occurrences. L'histogramme de la zone proche de la diagonale de cette matrice présente une vallée profonde.

[Deravi et Pal [83]] présentent une mesure d'interaction basée sur la matrice de cooccurrence. Sans rentrer dans les détails, cette méthode consiste à diviser la matrice de cooccurrence en 4 sous fenêtres dépendantes d'un seuil t et à maximiser un critère dépendant des occurrences relatives dans chacune de ces fenêtres.

Méthodes de relaxation Les pixels de l'image ont une première affectation d'une probabilité dépendant de leur niveau de gris, puis par itération successives la probabilité de chaque pixel évolue en fonction des pixels voisins. Ces méthodes comprennent plusieurs étapes ; la première consiste en l'affectation initiale des probabilités. Cette phase peut s'avérer être délicate et dépend des buts recherchés (ex [Rosenfeld et R.C. [81]] [Fekete et al. [81]]). La seconde étape est l'itération des ces probabilités. De nombreuses techniques sont proposées en fonction de l'application (ex [Zucker et al. [77]] [Pavlidis [77]]). Ces méthodes sont très prometteuses et en pleine phase de développement mais malheureusement très coûteuses en temps calcul.

Méthodes de multiseuillage

Méthode de segmentation sur l'amplitude [Boukharouba et al. [85]] utilisent les propriétés d'une fonction de distribution cumulative. La courbure de la fonction de distribution est examinée afin d'obtenir l'information relative à la valeur du seuil. La fonction est définie de la manière suivante :

$$F(k) = \frac{\sum_{g=0}^k h(g)}{\sum_{g=0}^{l-1} h(g)}$$

ou h(g) est l'histogramme et l le nombre de niveau de gris.

La courbure de F est :

$$C(x) = F''(x)[1 + (F'(x)^2)]^{-\frac{3}{2}}$$

La fonction s'avère bruitée et oscillatoire et doit être lissée et approximée afin que les zéros déterminent les valeurs des seuils. [Wang et Haralick [84]] et [Kohler [81]] proposent

des techniques récursives utilisant les densités de contours et les plages homogènes pour caractériser les multiples seuils dans une image.

III.4.2 Seuillage local

Les seuillages locaux sont la transposition des algorithmes présentés précédemment à des sous fenêtres dans chaque image. Les variables vont donc concerner le choix de ces fenêtres, leur taille absolue ou successives (méthode quadtree) et leur forme (carrée, hexagonale, etc...).

Nous avons pour notre part développé une méthode de seuillage basée à la fois sur un seuillage global et une prise en compte des contours. La méthode empirique repose sur l'hypothèse que les objets sont sombres et le fond clair. Sur une fenêtre glissante point par point de taille fixe (7*7) nous calculons la valeur moyenne de luminance. Le test est alors composé par une double comparaison entre la valeur moyenne des luminances à l'intérieur de la fenêtre et un seuil global fixé au préalable :

Si ($lum_{point}^{entrée} \leq 0.98 * lum_{moyenne}$) ou ($lum_{point}^{entrée} < seuil_{global}$)

alors $lum_{point}^{sortie} = 1$

sinon $lum_{point}^{sortie} = 0$

La valeur de 0.98 s'est avérée au cours des test comme la plus appropriée, elle permet de sélectionner plus particulièrement les objets sombres et homogènes. La figure III.22 montre un contour et le masque linéaire sur lequel la moyenne des luminances est calculée : la zone sombre est alors sélectionnée. Dans le cas d'une zone homogène sombre et bruitée par un bruit blanc la valeur du seuil sera égale à la valeur de la luminosité moyenne (ex $0.98 * 10 = 10$). Le premier test permettra de retrouver quasiment la totalité de l'objet (le bruit de luminosité supérieure à la moyenne), et le second nous permettra de récupérer une partie de ce bruit dans l'objet. Pour les objets clairs, le premier test donnera une valeur inférieure à la valeur moyenne (ex $0.98 * 200 = 196$) et le second ne s'applique pas.

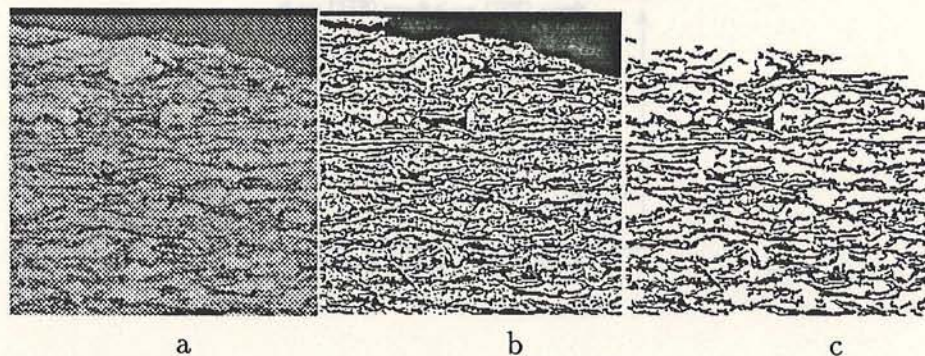


Figure III.22 : Image initiale a et image résultats b et c .

Les zones internes aux objets sont segmentées par le test relatif au seuil global volontairement minoré. Les zones qui bordent les objets sont segmentées par le test comparatif à la luminance moyenne. Les résultats font apparaître une image bruitée ; néanmoins tous ces

défauts pourront s'éliminer facilement lors de la phase d'amélioration d'images binaires. L'important est de voir que les objets sont présents dans leur intégralité même s'il persiste du bruit (sous la forme de points isolés) au niveau de l'image binaire.

De nombreuses variantes peuvent également être utilisées, par exemple une modélisation de la répartition des niveaux de gris dans la fenêtre d'observation par une loi gaussienne $G(\mu, \sigma^2)$. Un point sera retenu lorsque la moyenne μ sera inférieure à un seuil et que σ^2 sera faible c'est à dire qu'il se situera dans une zone sombre et homogène. L'inconvénient majeur de cette méthode est la non-prise en compte dans l'objet des points situés sur le contour. Ce défaut est difficile à compenser par une amélioration ultérieure.

III.5 Algorithmes de segmentation

L'ensemble des méthodes de seuillage présentées précédemment ne s'avère pas toujours suffisamment efficace pour la segmentation des primitives. Les algorithmes que nous allons présenter maintenant sont plus complexes, non pas en difficulté mais dans l'enchaînement d'une série de traitements et de réécriture de l'information.

Les opérateurs de détection des contours provoquent une transformation des valeurs de luminance d'une image mais n'effectuent aucune extraction de structure. Les algorithmes suivants reposent principalement sur la définition d'un modèle simple d'objet ou de contour qui permettent une segmentation directe des objets d'intérêts. Leur mise en oeuvre se révèle relativement facile et rapide. Ceci pour les définir par rapport à d'autres familles basées sur la croissance de régions [Gagalowicz et Monga [85]] ou des processus de relaxation [Rosenfeld et Kak [82]]

III.5.1 Analyse structurale

L'algorithme [Leplumey [86]] est basé sur le modèle suivant (fig. III.23) :

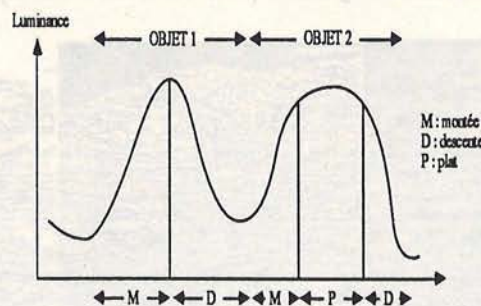


Figure III.23 : Modèle d'objet

Une forme est définie sur le profil par une partie gauche de l'objet caractérisée par une augmentation des valeurs de luminance et une partie droite définie par une diminution des valeurs de luminance. En fonction de l'évolution des valeurs de luminosité sur un profil il est possible de déterminer une montée, une descente, une monotonie. Une succession

montée-plat-descente ou montée-descente peuvent signifier la présence d'un objet sur une ligne. L'auteur définit une grammaire d'écriture des caractéristiques des objets (montée - plat - descente - montée - plat - etc ...). Une mise en correspondance de l'information extraite d'un balayage horizontal et d'un balayage vertical est effectuée. Un certain nombre d'améliorations sont ensuite ajoutées au niveau de la reconstruction de l'information détectée :

- la définition d'un seuil de contraste des objets par rapport au fond ce qui correspond au calcul d'un gradient sur les montées ou descentes et à sa comparaison avec le seuil fixé.
- le prétraitement de l'image par filtrage afin d'éliminer les problèmes liés au bruit (filtrage moyenne).

L'auteur définit ensuite trois types de reconstruction d'objets :

- reconstruction simple où tout objet est détecté par le début d'une montée et la fin de la descente (fig. III.24 photo a).
- reconstruction à mi-hauteur où l'on prend comme début et fin d'objet le point situé à la luminance égale à la somme entre la luminance du dernier plat ou luminance du fond et la demi-somme du seuil de contraste prédéfini des objets (fig. III.24 photo b).
- l'information objet est réduite à une expression plus condensée : le squelette qui souligne la géométrie de l'objet ; le point choisi comme point squelette sur un profil peut être soit le point de luminance extremum entre une montée et une descente, soit le point à mi-chemin entre le début d'une montée et la fin d'une descente (fig. III.24 photo c).

La validité de chaque structure trouvée sur un profil est testée par l'information recueillie sur le profil perpendiculaire.

L'intérêt majeur de la méthode est sa rapidité et sa simplicité de mise en oeuvre, elle s'avère très adaptée à la détection des objets fins. Cette méthode mise au point pour la détection des réseaux vasculaires en angéiographie [Leplumey [86]], a ensuite été appliquée à la détection de caractères manuscrits (C. Queguiner étude en cours) et à la détection de contours d'objets de plus grande taille [Lebellegard [87]].

III.5.2 Méthode de détection de contours Nevatia et al. [80]

La méthode proposée [Nevatia et Babu [80]] repose sur une convolution avec k masques dérivateurs directionnels. Le modèle de contour est le suivant (fig. III.25) :

Le contour est défini par 3 paramètres, la dynamique ou contraste du contour, l'épaisseur et la direction. La détection du point contour est obtenue par une convolution avec 6 filtres dérivateurs (d'orientation 0° , 30° , 60° , 90° , 120° et 150°).

-100	-100	-100	-100	-100	-100	-100	-100	-100	-100	-100
-100	-100	-100	-100	-100	-100	-100	-100	-100	-77	31
0	0	0	0	0	0	-100	-92	0	92	100
100	100	100	100	100	100	-31	77	100	100	100
100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

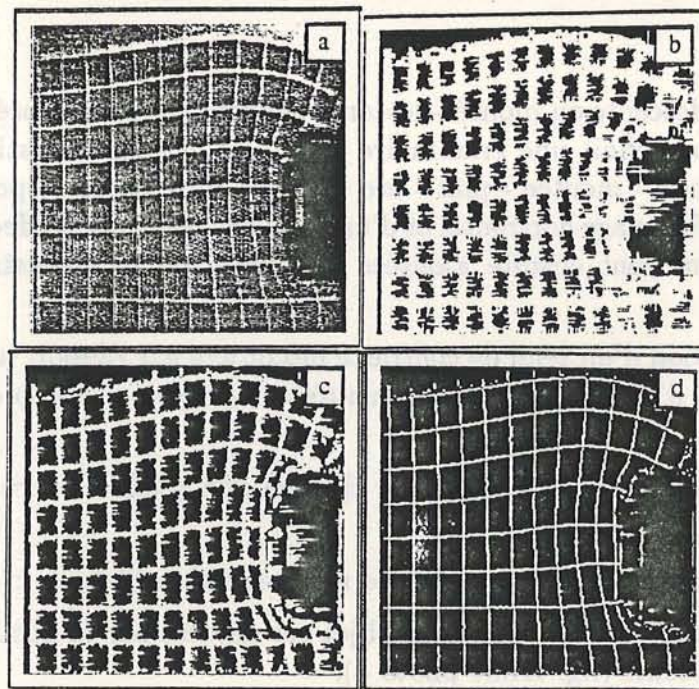


Figure III.24 : Image originale a image reconstruite simplement b, image reconstruite à mi-hauteur c, squelette d.

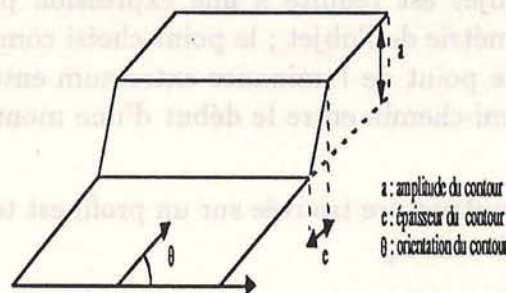


Figure III.25 : Modèle de contour Nevatia-Babu

Exemples de filtres dérivateurs de taille 5*5 pour les directions 0° et 30°

La dynamique retenue est celle dont la réponse du masque en valeur absolue est la plus forte. L'orientation est celle du masque correspondant. Les points contours sont alors sélectionnés par un seuillage en valeur absolue suivi d'un amincissement et d'un chaînage des points contours avec élimination des contours de petite taille (fig. III.26 a, b, c). Cette méthode donne de bons résultats mais s'avère de ce fait un peu lourde en temps calcul (convolution par les 6 filtres).

III.5.3 Méthode de détection de contours Castan et Shen [85]

Les points de passage par zéro de la dérivée seconde de la fonction de luminosité sont des points contours potentiels ; l'algorithme [Castan et Shen [85]] propose de remplacer les masques habituels par un filtrage récursif. Cette méthode permet l'extraction des points

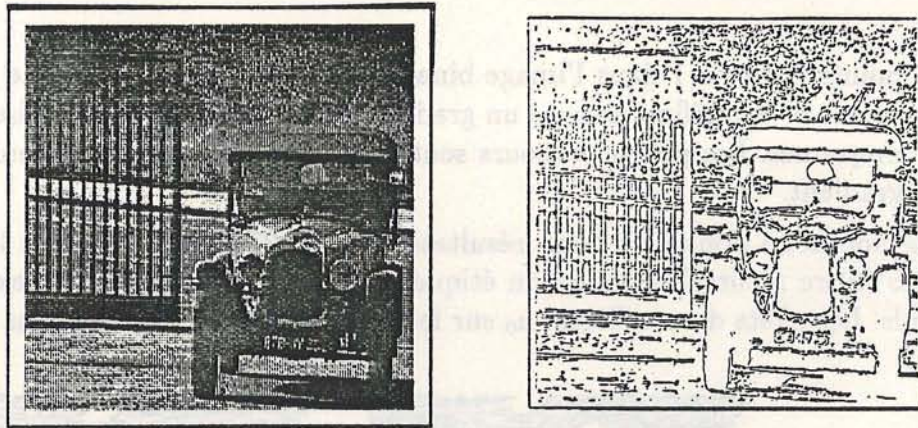


Figure III.26 : Image initiale et Image de détection de contour méthode Nevatia-Babu [80]

contours sans recourir à une phase d'amincissement. La sélection est opérée en calculant un gradient adaptatif pour chaque point contour extrait et implique un suivi de contour. Quatre étapes sont nécessaires :

- Utilisation d'un filtre récursif pour effectuer un lissage afin de détecter les zones positives et négatives de l'image. Quatre balayages sont nécessaires (2 en lignes et 2 en colonne). Le signal résultant z_i est donné par :

$$y_i = y_{i-1} + a_0(x_i - y_{i-1})$$

$a_0 \in [0, 1]$ et $i \in [2, n]$, n étant la taille de l'image.

On effectue cette opération de gauche vers la droite puis inversement (x_i est le signal de départ). Puis l'opération est renouvelée avec cet opérateur mais de haut vers le bas et inversement :

$$z_i = z_{i+1} + a_0(y_i - z_{i+1})$$

$$i \in [1, n - 1]$$

Les auteurs montrent que ce filtre est équivalent à un filtre exponentiel de taille infinie. Les points contours potentiels sont obtenus par le repérage des points de passage par 0 de $(x_i - z_i)$.

- Binarisation par seuillage absolu de l'image du laplacien en zones de concavité positives et négatives.
- Suppression des zones de bruit par élimination des petites composantes connexes.
- Sélection de points contours par calcul de gradient adaptatif :

L'élimination des composantes connexes de petite taille (bruit aléatoire) est effectuée sur l'image du Laplacien binarisée. La sélection des points contours s'opère de la manière suivante :

le point contour potentiel est un point tel que sur l'image binaire sa valeur soit égale à 1 (passage par 0) et que l'un au moins de ses 8 voisins soit égal à 0. On calcule dans une fenêtre de taille 3×3 centrée, la moyenne des luminances des valeurs des

points égaux à 1 dans l'image binarisée du Laplacien ; de même pour les points de valeur 0. On définit ensuite un gradient adaptatif comme la différence entre les deux moyennes. Les points contours sont alors sélectionnés par un seuillage absolu de ce gradient.

Cette méthode donne de bons résultats (fig. III.27) mais nécessite le calcul en valeur réelles (filtre récursif) ainsi qu'un étiquetage des composantes connexes qui alourdit les calculs. Les effets du coefficient a_0 sur le signal filtré sont exposés dans [Lebellegard [87]].

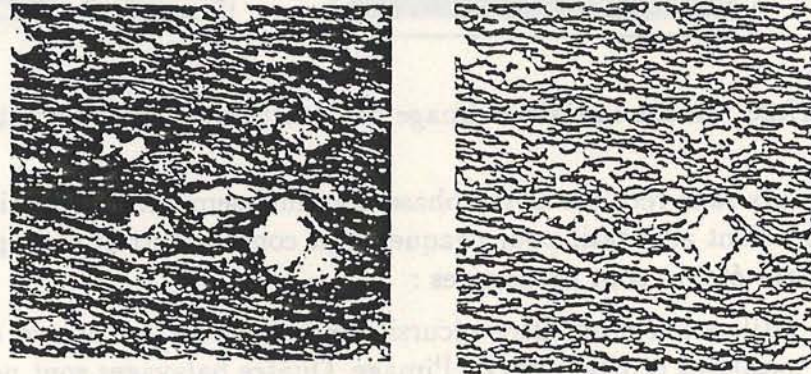


Figure III.27 : Image initiale (ultramylonite Roche Aar) et résultat du modèle Castan et Shen [85], Points non structurés d'après Lebellegard [87]. $a=0.1$

III.5.4 Gradient récursif Deriche [87]

[Deriche [87]] propose un filtre de réponse impulsionnelle infinie sous la forme d'un opérateur à une dimension composée par 2 filtres récursifs de sens de parcours opposé. Cette méthode est peu coûteuse en temps calcul et indépendante de la taille du voisinage. Elle est basée sur une approximation de l'opérateur Laplacien par différence de deux gaussiennes.

Si $x(n)$ représente le signal d'entrée de taille N alors sa convolution avec l'opérateur optimal est donnée par y avec :

$$\begin{aligned} y^- &= C_1 x(n-1) + C_2 x(n-1) + B_1 y^-(n-1) + B_2 y^-(n-2) \text{ pour } n=1, \dots, N \\ y^+ &= C_3 x(n+1) + C_4 x(n+2) + B_1 y^+(n+1) + B_2 y^+(n+2) \text{ pour } n=N, \dots, 1 \end{aligned}$$

C_1, C_2, C_3, C_4, B_1 , et B_2 sont des fonctions de deux paramètres que l'auteur fixe à 1.0 et 0.0001.

$$y(n) = (y^-(n) + y^+(n))$$

$n=1, \dots, N$

Ayant obtenu deux images gradients directionnels horizontalement et verticalement, la norme du gradient est calculée et une détection des maxima locaux dans la direction perpendiculaire au gradient maximum est effectuée. La dernière étape consiste en un seuillage par hysteresis de tous les maxima locaux détectés (pour plus de détail des procédures de calcul se reporter à l'article).

Cet algorithme est l'un des plus performants à l'heure actuelle, la détection des contours et la rapidité des calculs est excellente. De plus, l'auteur introduit une normalisation des opérateurs qui permet de trouver les valeurs des seuils haut et bas permettant d'obtenir les contours les moins bruités. Les images suivantes (fig. III.28) montrent quelques applications de cette méthode sur différentes images avec les mêmes valeurs des paramètres de réglage.

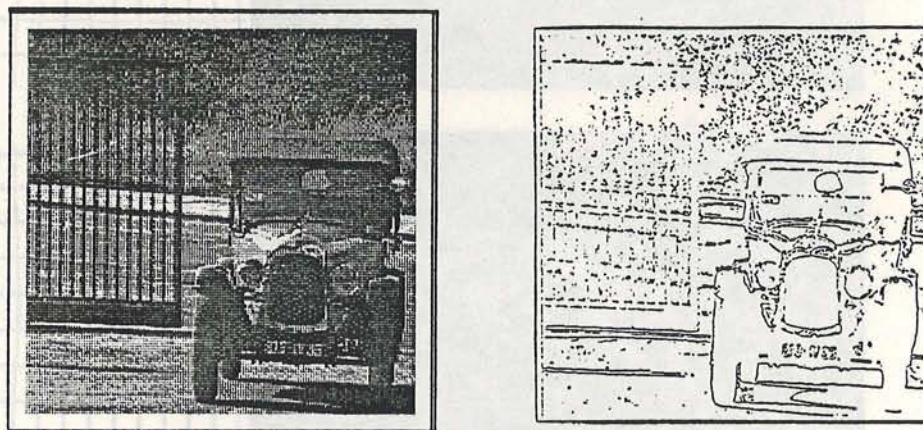


Figure III.28 : Images résultats du modèle Deriche

III.5.5 Méthodes basées sur la morphologie mathématique

Transformation par "chapeau-haut de forme"

Cette transformation [Meyer [79]] [Serra [82]] consiste à effectuer la différence entre l'image initiale et l'image ouverture par un élément structurant de forme et de taille données. Il est ainsi possible de conserver dans l'image les seuls objets dont la taille est inférieure à celle de l'élément structurant. On peut en plus introduire un seuil qui permette de conserver les objets dont le contraste avec le fond est supérieur au seuil fixé (fig. III.29).

Amincissement et Epaississement en niveaux de gris

L'exemple transposé du squelette sur images binaire va nous permettre d'exposer le principe de ces transformations. Soit l'élément structurant suivant :

$$\begin{array}{ccc} & x^b & \\ & \cdot & \\ x^b & & x^b \\ & x^0 & \\ & \cdot & \\ x^n & & x^n \end{array}$$

ou $x^b \in X^C$ (complémentaire de l'objet) et $x^n \in X$ (objet)

L'algorithme d'amincissement est le suivant :

$$\begin{array}{ll} \text{Si } \text{Sup}[f(x^n)] < f(x^0) \leq \text{Inf}[f(x^b)] & \text{alors } g(x^0) = \text{Sup}[f(x^n)] \\ & \text{sinon } g(x^0) = f(x^0) \end{array}$$

L'algorithme d'épaississement par opposition se définit :

$$\begin{array}{ll} \text{Si } \text{Sup}[f(x^n)] < f(x^0) \leq \text{Inf}[f(x^b)] & \text{alors } g(x^0) = \text{Inf}[f(x^n)] \\ & \text{sinon } g(x^0) = f(x^0) \end{array}$$

On procède dans les deux cas aux itérations jusqu'à stabilisation.

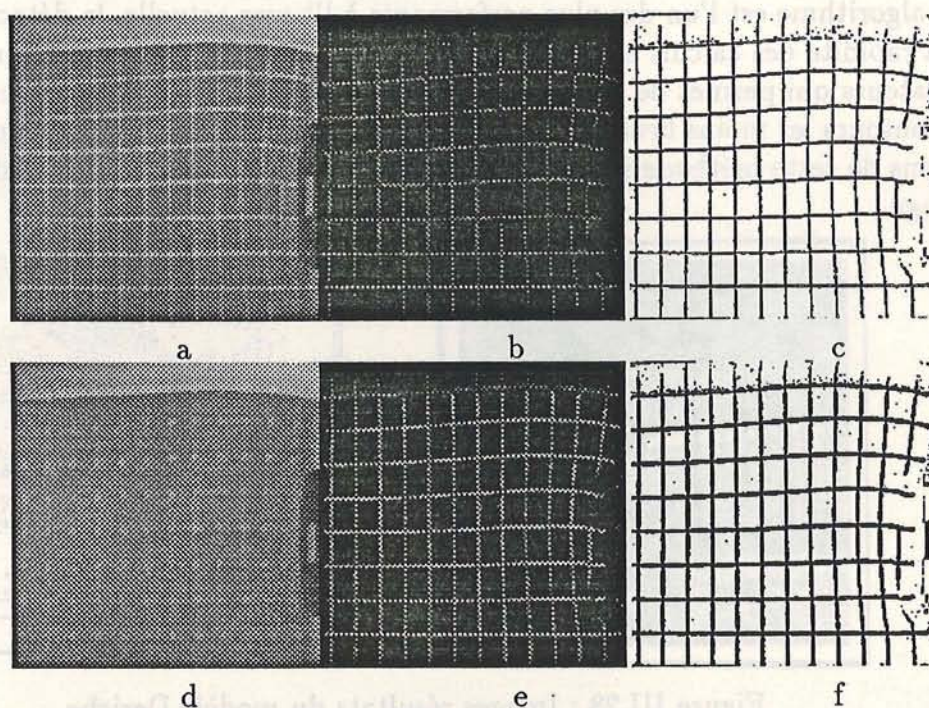


Figure III.29 : Chapeau haut de forme : ouverture avec b de taille 1 a, différence avec l'image originale b et seuillage sur la différence c. ouverture avec b de taille 2 d, différence avec l'image originale e et seuillage sur la différence f.

III.6 Amélioration d'images binaires

L'image binarisée segmentée issue des algorithmes précédents est rarement utilisable directement. En effet, malgré toutes les précautions dont on s'entoure, il peut persister du bruit sous la forme de points isolés, de contours irréguliers ou parfois même lié à la nature des objets, à des trous à l'intérieur de zones. L'amélioration des images est alors nécessaire avant de passer à la phase de calcul d'attributs.

Nous avons utilisé pour cette étape les outils développés par la morphologie mathématique. Nous allons exposer brièvement la théorie de ces différents outils en illustrant chaque opération par un exemple sur une image. Pour plus de détails l'ouvrage de [Coster et Chermand [85]] pourra être consulté.

La morphologie mathématique a été formalisée par G. Matheron dans les années 60 [Matheron [65]] [Matheron [67]], elle se développe actuellement sous l'impulsion de J.Serra [Serra [82]] et de son équipe ainsi que de S. Sternberg [Sternberg [86]] (pour la morphologie en niveaux de gris). Basée sur une approche des relations logiques entre pixels, l'opération morphologique se définit comme une transformation de voisinage. Développée sur des ensembles binaires, la morphologie mathématique s'étend désormais aux images à niveau de gris (cf paragraphe amélioration d'images et algorithmes complexes)

Propriétés :

Les transformations d'union, intersection, complémentation, inclusion, différence, translation constituent les principaux fondements des transformations géométriques morpho-

logiques dont voici les principales propriétés :

- ces transformations sont irréversibles
- croissance si $X \subset Y$ alors $T(X) \subset T(Y)$
- extensivité $X \subset T(X)$, anti-extensivité $T(X) \subset X$
- idempotence $T(T(X)) = T(X)$
- connexité

Un ensemble X est connexe si à toute paire de points $(x_1, x_2) \in X$ on peut faire correspondre au moins 1 chemin totalement inclu dans X .

- homotopie. Une transformation homotopique est une transformation qui ne modifie pas la connexité.

La morphologie mathématique définit la structure d'un objet par sa mise en correspondance avec un modèle structural connu : l'élément structurant . Disposant de la connaissance des propriétés de cet élément, on peut déduire les propriétés et les règles qui régissent la structure analysée. La taille, la forme, la direction préférentielle de cet élément sont des paramètres importants dans l'analyse et doivent être fonction des caractéristiques de l'objet que l'on veut faire ressortir (fig. III.30).

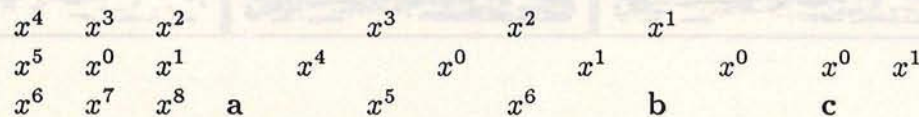


Figure III.30 : Eléments structurants carré a, hexagonal b, linéaire c. Notation pour l'élément utilisé.

L'élément utilisé (fig. III.30b) est un hexagone car cet élément possède les meilleures propriétés d'isotropie et n'introduit pas d'orientations préférentielles au cours des transformations [Serra [82]]. Nous posons tout au long de cet exposé que les objets ont une valeur de 1 (représenté par du noir) et le fond 0 (en blanc).

III.6.1 Transformation par tout ou rien :

Erosion :

La transformation par érosion consiste à effectuer cette opération :

$$\text{Si } B \subset \text{Objet alors laisser } b_0 = 1 \\ \text{sinon } b_0 = 0$$

L'opération suivante est répétée en chaque point de l'image :

$$\text{Si } \sum_{i=0}^6 b_i > 1 \text{ alors } b_0 = 0$$

On note l'érosion $E^B(X)$, X étant l'ensemble des objets.

Dilatation :

La dilatation est définie par opposition à l'érosion. Soit on applique une érosion à l'ensemble complémentaire des objets, soit on effectue l'opération :

$$\text{Si } B \cap \text{Objet} \neq \emptyset \text{ alors } b_0 = 1$$

Ceci donne le test suivant :

$$\text{Si } \sum_{i=0}^6 b_i > 1 \text{ alors } b_0 = 1$$

On note la dilatation $D^B(X)$.

La figure (fig. III.31) montre ces opérations sur une image binaire simple qui servira d'exemple tout au long de l'exposé de ces techniques.

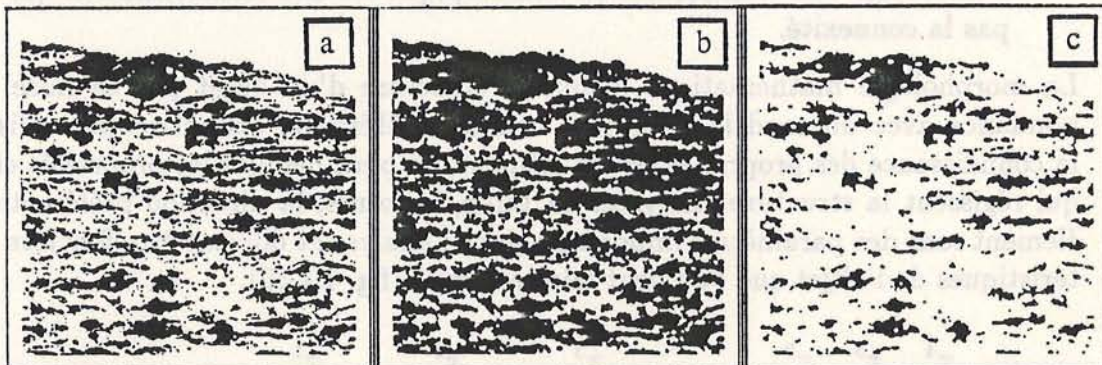


Figure III.31 : Image initiale a, dilatation b et érosion c

Ces deux transformations ont des propriétés de croissance, extensivité (dilatation), d'anti-extensivité (érosion), d'idempotence mais ne préservent pas la connexité des ensembles.

Ouverture :

L'ouverture consiste à éroder puis dilater un ensemble par un même élément structurant :

$$O^b = D^b[E^b(X)]$$

L'ensemble ouvert (fig. III.32) est plus régulier et moins riche en information que l'ensemble initial. La transformation lisse les contours, supprime les isthmes étroits, les petites régions (taille) et les caps.

Fermeture :

La fermeture par opposition à l'opération précédente se compose d'une dilatation puis d'une érosion :

$$F^b = E^b[D^b(X)]$$

La transformation par fermeture (fig. III.32) supprime les petits lacs et les golfes étroits, renforce les caps, relie les petites régions et bouche les détroits étroits.

Les propriétés de ces deux opérations sont similaires aux opérations précédentes.

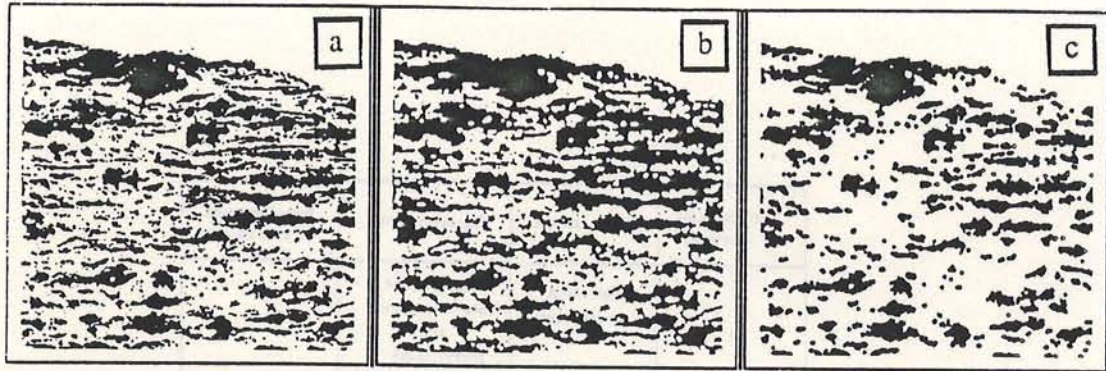


Figure III.32 : Image initiale a, ouverture b et fermeture c

III.6.2 Transformations de voisinage :

Les opérateurs présentés ci-dessus ne possèdent pas une propriété importante : l'homotopie, préservant la connexité et la structure des objets.

On dira qu'une transformation est homotopique si en modifiant le point central de la configuration le nombre de connexité n'est pas modifié (pas de division d'objets). Les opérations de voisinage amincissement et épaisseur, constituent les transformations de base. L'élément structurant devra être défini de telle manière que les points nuls et les points non nuls de l'élément soient connexes (fig. III.33) :

1	1	1	0
0	0	1	0
0	0	1	0

Figure III.33 : Exemples d'éléments structurants connexes

Amincissement et épaisseur

L'amincissement noté $X \odot T$ consiste à effectuer l'opération suivante :

Si A recherché est rencontré alors $b_0 = 0$

sinon il reste inchangé.

L'épaisseur noté $X \odot T$ affecte dans la même configuration la valeur 1 à b_0 .

La configuration de l'élément structurant représente la seule différence entre les opérations suivantes. La figure III.34 résume les configurations de voisinages les plus usitées ainsi que leurs effets respectifs.

Configuration de voisinage	Amincissement	Epaississement	Transformation en tout ou rien
$\begin{matrix} & 1 & 1 \\ L & \cdot & 1 & \cdot \\ & 0 & 0 \end{matrix}$	Squelette homotopique	Squelette par zone d'influence L^C avec E^C Segmentation	
$\begin{matrix} & 1 & \cdot \\ M & 1 & 1 & 0 \\ & 1 & \cdot \end{matrix}$	Squelette homotopique (moins utilisé)	Epaississement à partir de points isolés : M^C	
$\begin{matrix} & 0 & \cdot \\ O & 0 & 1 & 1 \\ & 0 & \cdot \end{matrix}$	Marqueur homotopique	Enveloppe quasi-convexe O^C	
$\begin{matrix} & 1 \\ C & 1 & 0 \\ & \cdot & 1 \end{matrix}$		Enveloppe fortement convexe hexagonale	
$\begin{matrix} & \cdot & \cdot \\ E & 0 & 1 & 0 \\ & 0 & 0 \end{matrix}$	Ebarbillage	Squelette par zone d'influence E^C avec L^C	Points extrêmes du squelette
$\begin{matrix} & 0 & 0 \\ I & 0 & 1 & 0 \\ & 0 & 0 \end{matrix}$			Points isolés
$\begin{matrix} & 1 & 0 \\ F & 0 & 1 & 1 \\ & 1 & 0 \\ & 1 & 1 \\ F' & \cdot & 1 & \cdot \\ & \cdot & \cdot \end{matrix}$			Points triples
$\begin{matrix} & 1 & 1 \\ H & 1 & 1 & 1 \\ & 1 & 1 \end{matrix}$	Contour		Erosion Dilatation etc....
$\begin{matrix} & \cdot & \cdot \\ R & \cdot & 1 & 0 \\ & \cdot & \cdot \end{matrix}$	Erosion linéaire	Dilatation linéaire R^C	

Figure III.34 : Alphabet de Golay d'après le livre de Coster et Chermand 1985

Squelettisation par amincissement L'amincissement correspond à l'application de la séquence suivante (fig. III.35, élément L fig. III.34), jusqu'à stabilisation c'est à dire qu'aucun point n'ait été modifié au cours de la dernière itération (fig. III.36) :

1	1		1	.	.	0		0	0		0	.	.	1
.	.	.	1	.	0	1	.	0	.	.	.	0	.	1
0	0		.	0		1	.		1	1		.	1	0

Figure III.35 : 6 éléments structurant L permettant d'obtenir le squelette homotopique. Les points signifient que la nature de l'information n'importe pas dans la transformation (valeur 0 ou 1 dans l'image).

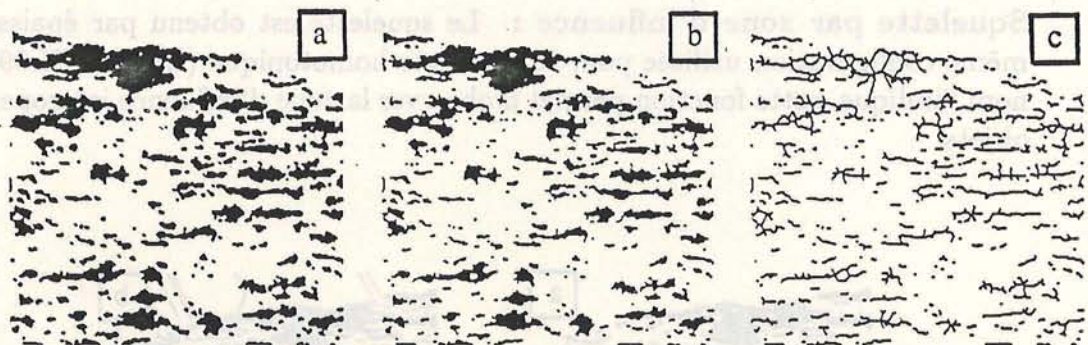


Figure III.36 : Image squelette a, amincissement : 4 itérations b, n itération c.

Ebarbulage : L'ébarbulage consiste à éliminer les barbulles créées lors de la squelettisation ; pour ceci on utilise la configuration suivante (fig. III.37) :

0	.	1	.	0
	0		0	

Figure III.37 : Élément structurant ébarbulage, aux rotations près.

Le processus est alors le suivant (image résultat fig.III.38) :

- amincissement d'un nombre d'itérations égal à la taille des barbulles que l'on désire éliminer.
- épaissement avec le même élément afin de restaurer les terminaisons de segments dont la taille est supérieure au seuil de taille de barbulles fixé précédemment.

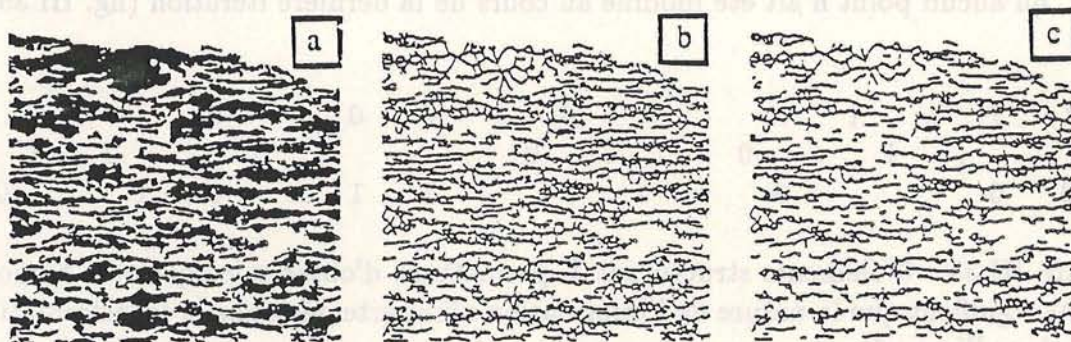


Figure III.38 : Image initiale a, squelette b, squelette ébarbulé c.

Squelette par zone d'influence : Le squelette est obtenu par épaissement avec la même configuration utilisée pour le squelette homotopique (L) (fig. III.39). Comme son nom l'indique, cette fonction permet d'observer la zone d'influence isotrope de chacun des objets.

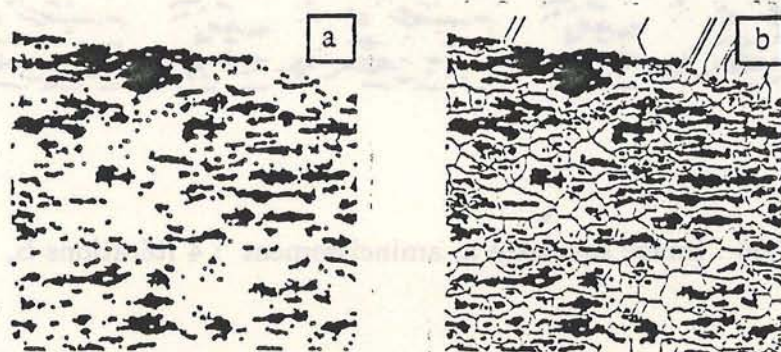


Figure III.39 : Image originale a et squelette par zone d'influence b.

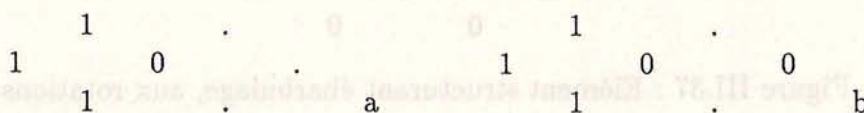


Figure III.40 : Elément structurant donnant une enveloppe convexe (a) et quasi-convexe (b)

Enveloppe convexe quasi-convexe : L'élément structurant (fig. III.40 a) donne l'enveloppe convexe d'un objet en opérant un épaissement jusqu'à stabilité. Malheureusement cette opération ne préserve pas l'homotopie, c'est pourquoi dans la plupart des cas il est préférable d'utiliser l'élément structurant donnant une enveloppe quasi-convexe (fig. III.40b) :

Extraction des contours d'un objet ; L'obtention des contours d'un objet (fig. III.44) est réalisée par une opération unique d'amincissement avec l'élément structurant suivant (fig. III.41) :

$$\begin{array}{cccc} & & 1 & & 1 & & \\ & 1 & & & 1 & & 1 \\ & & 1 & & 1 & & \\ & & & & & & \end{array}$$

Figure III.41 : Élément structurant pour l'extraction des contours

Extraction de points multiples du squelette : Les points multiples du squelette sont des configurations particulières pour lesquelles la détection peut s'avérer importante. Ceci revient à compter certaines configurations :

- Points triples : dans le cas de la maille hexagonale, un point triple est la configuration suivante (fig. III.42) aux rotations près.

$$\begin{array}{cccc} & & 0 & & 1 & & \\ & 1 & & & 1 & & 0 \\ & & 0 & & 0 & & \end{array}$$

Figure III.42 : Élément structurant points triples :

L'opération est alors une opération par tout ou rien, si la configuration est rencontrée alors $b_0 = 1$ sinon $b_0 = 0$.

- Points terminaux de segment : les points extrêmes de segment en maille hexagonale se présentent sous deux formes principales (fig. III.43), aux rotations près :

$$\begin{array}{cccc} & & & & & & \\ & & & & & & \\ & 0 & & 1 & & 0 & \\ & & & & & & \\ & & 0 & & 0 & & \end{array}$$

Figure III.43 : Élément structurant points terminaux

L'opération consiste également en une opération par tout ou rien.

Dilatation, Erosion, Epaisseur conditionnels : La dilatation conditionnelle (fig. III.45) est définie par l'opération suivante :

$$D_X^b(Y) = (D^b(Y) \cap X) \cup Y$$

Le dilaté conditionnel de Y par rapport à X est égal à l'intersection entre l'ensemble X et le dilaté de Y union l'ensemble Y.

L'érosion conditionnelle (fig. III.45) est définie comme suit :

$$E_X^b(Y) = E^b(Y \cup X^c) \cap X$$

L'épaississement conditionnel (fig. III.45) est obtenu sur le même principe :

$$Y \odot B/X = (Y \odot B) \cap X$$

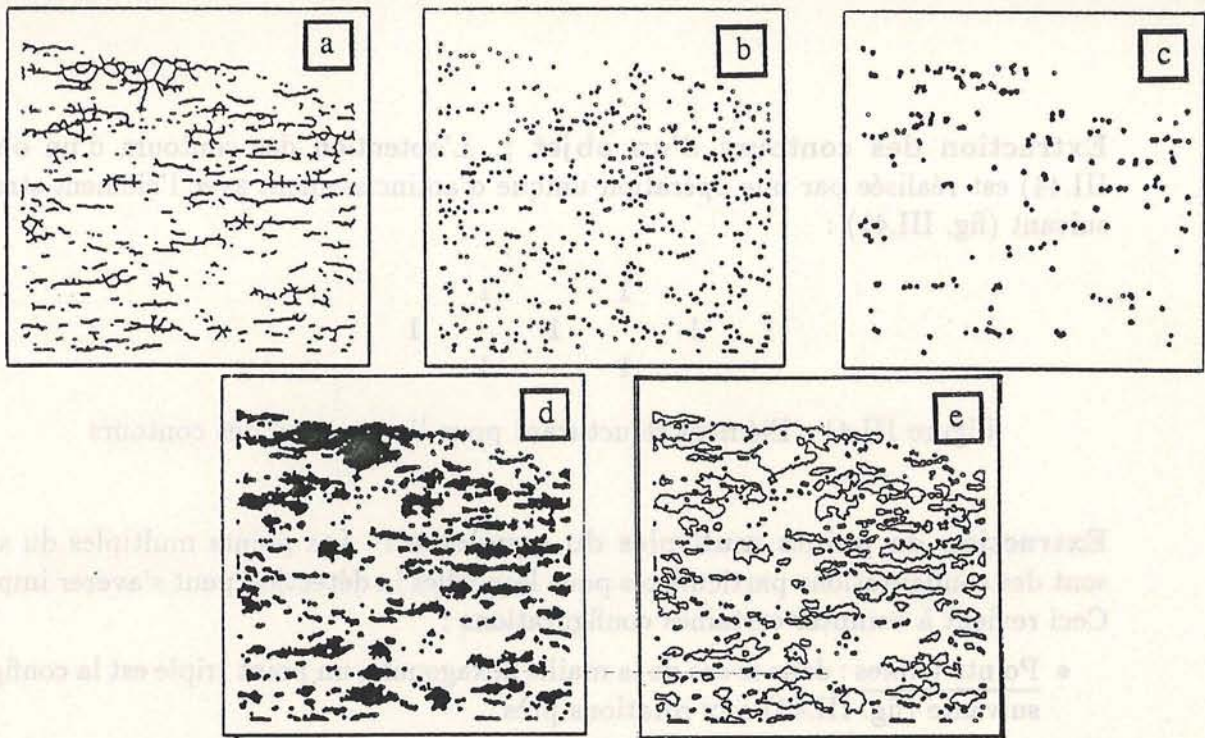


Figure III.44 : Squelette a, fin de segments b, points triples c. Image initiale d et contours e.

Manipulations, reconstruction d'objets : Il s'agit d'effectuer une reconstruction d'objet appartenant à une image à partir de marqueurs contenus dans une autre image. Trois applications sont montrées :

- reconstruction d'objet à partir de marqueurs étrangers
- élimination de particules intersectant le bord
- bouchage de trous

Nous allons décrire l'algorithme avant de définir les spécifications de chaque application. Soit une image FX contenant des objets et FY l'image contenant les marqueurs. Il faut répéter jusqu'à stabilité les deux étapes suivantes (FY' est l'image résultat) :

- balayage vidéo direct :

$$FY'(a_1) = \text{MIN}[FX(a_1), \text{MAX}(FY'(a_3), FY(a_1), FY'(a_4), FY'(a_5))]$$

- balayage vidéo inverse :

$$FY'(a_1) = \text{MIN}[FX(a_1), \text{MAX}(FY'(a_6), FY(a_1), FY'(a_7), FY'(a_2))]$$

Reconstruction de particules : Les marqueurs sont des points ou objets dont la position spatiale coïncide avec celle d'objets contenus dans l'image d'objets (fig. III.46)

Elimination de particules intersectant le bord de l'image : Une image marqueur est calculée, composée par un trait sur les quatre bords de l'image (fig. III.47). On effectue ensuite alors la reconstruction des objets pointés par les marqueurs et on fait la différence entre l'image initiale et l'image des particules intersectant les bords.

Elimination de trous : Certains objets après segmentation contiennent des trous qui peuvent s'avérer inutile ou indésirables. L'algorithme qui permet d'éliminer les trous dans les objets repose sur la base suivante : les trous sont des objets de même nature que le fond mais qui ne sont pas connexes au fond.

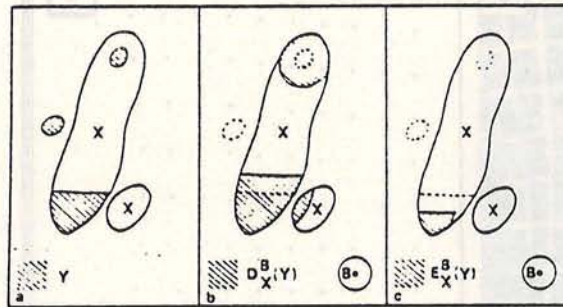


Figure III.45 : Exemples d'opérations morphologiques conditionnelles. Dilatation a Erosion b Epaisseur c. D'après Coster et Chermand [86]

III.7 Attributs d'objets sur images binaires

Les phases précédentes nous ont permis d'obtenir une population d'objets pour chaque image, le problème maintenant va désormais se situer dans la manière de caractériser cette population. Plusieurs types d'attributs peuvent être calculés : des attributs globaux et des attributs locaux qui imposent obligatoirement une reconnaissance individuelle puis une caractérisation de chaque objet.

III.7.1 Attributs globaux :

L'analyse des textures structurées après la segmentation des primitives nécessite l'étude de la répartition des primitives dans l'espace ainsi que leur caractérisation globale. Dans cette optique un certain nombre de méthodes sont utilisables :

- Etude de la granulométrie qui donne la fonction de répartition de la taille des régions ou du fond (ce qui donne la taille des zones inter-objets).
- Etude de la dispersion des objets.
- Etude des orientations préférentielles des régions , donc de la fonction de répartition des orientations des objets (rose de fréquence).

L'ensemble de ces méthodes est décrit ci dessous en essayant de donner une analyse critique des avantages et inconvénients respectifs de chacun des algorithmes.

a) Analyse de la répartition de taille des objets

La morphologie mathématique nous fournit un outil rapide de calcul de la fonction de granulométrie d'une population d'objets à partir des ouvertures successives. Le principe en est simple : il s'agit de mettre des éléments structurant de la plus grande taille possible à l'intérieur de ces objets. Pour ceci on effectue le calcul de la fonction de distance. Ensuite par propagation du maximum de la fonction dans les trois directions principales (0° , 60° et

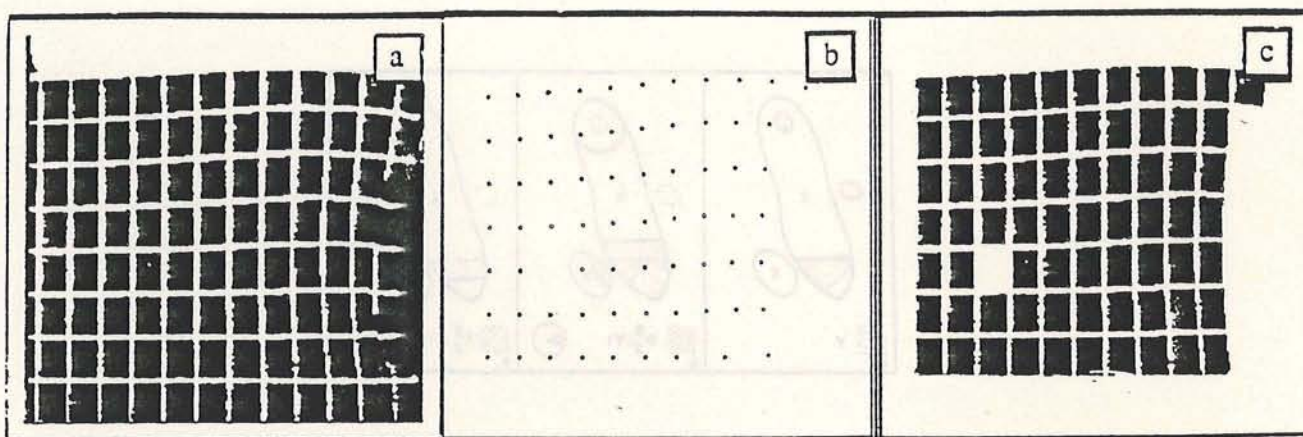


Figure III.46 : Image d'objets a, marqueurs extraits d'une image prise à un temps T plus tard correspondant aux centroides des regions b et reconstruction d'objets marqués c. Cette exemple peut être utilisé pour la mise en correspondance de zones lors d'une modélisation analogique afin d'estimer les matrices de transformations.

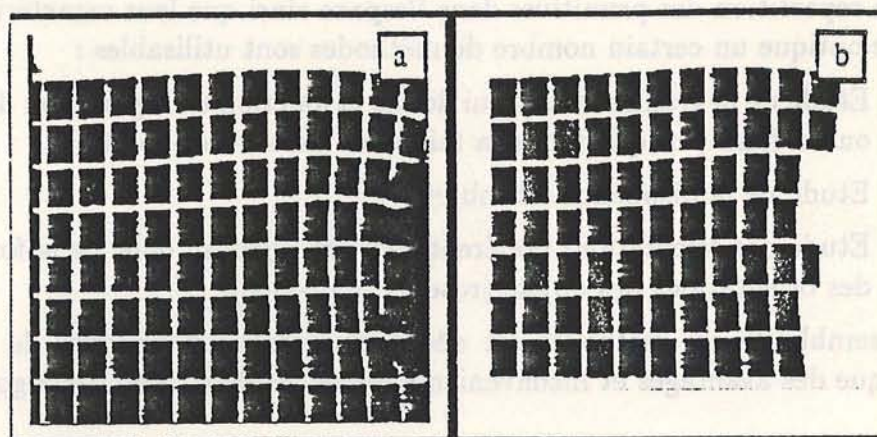


Figure III.47 : Image initiale et particules intersectant le bord éliminées b. Image initiale avec éliminations de trous à l'interieur de particules c.

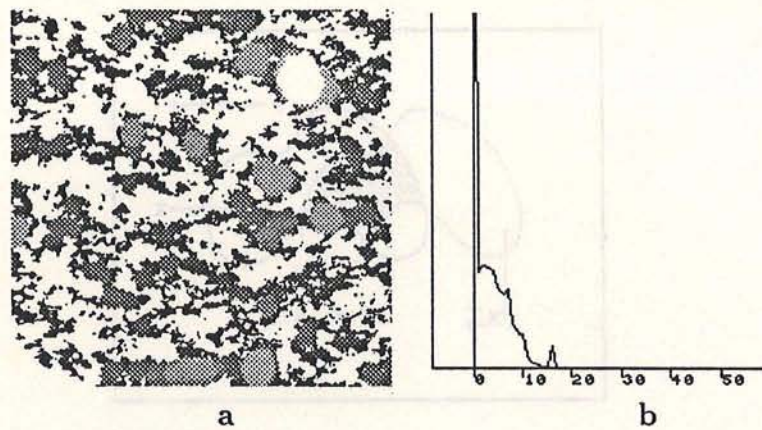


Figure III.48 : Fonction granulométrie et fonction de distribution de la taille d'objets en abscisse taille de l'élément structurant

120°), on cherche à inscrire l'élément structurant de plus grande taille possible à l'intérieur de l'objet (fig.III.48 a). Le calcul de l'histogramme de cette nouvelle image (fig.III.48 b) nous donne la fonction de distribution de la taille des objets dans l'image. Cette analyse est relativement grossière mais elle possède l'avantage d'être très rapide.

L'analyse de la population d'objets et le calcul d'attributs de taille pour chaque objet nous permettra d'obtenir un résultat plus précis.

b) Etude de la dispersion d'objets

Dans le schéma d'une analyse de textures structurées, l'analyse de la répartition des primitives constitue l'ultime étape. Les méthodes d'analyse de la répartition se regroupent principalement sous l'étiquette d'analyse de la dispersion par étude de la covariance.

Nous allons maintenant expliciter brièvement la théorie de l'analyse. Pour notre part l'intérêt de ces méthodes s'est avéré minime dans la mesure où les images analysées ne s'intégraient pas dans le schéma d'une analyse de texture de type structuré.

b.1) La covariance :

Définition :

La covariance $K(X, h)$ est la mesure de l'ensemble X érodé par h ($E^h(X)$). Concrètement, ce calcul s'effectue par la mesure du nombre de points contenus dans l'ensemble $(X \cap X_{-h})$ avec X_{-h} le translaté de l'ensemble X selon h (fig.III.49).

Application :

L'image initiale est mémorisée, puis comparée par un ET logique à sa translatée de la distance h . La mesure s'effectue par la comptabilisation des points non nuls appartenant à l'image intersection. La valeur obtenue $K(X, h)$ est calculée pour des valeurs de h croissantes et de direction différentes. Nous allons maintenant montrer sur des exemples synthétiques simples les renseignements que l'on peut retirer de cette fonction.

Cas de structures périodiques (fig.III.50) :

La périodicité des structures est un critère important de quantification de la défor-

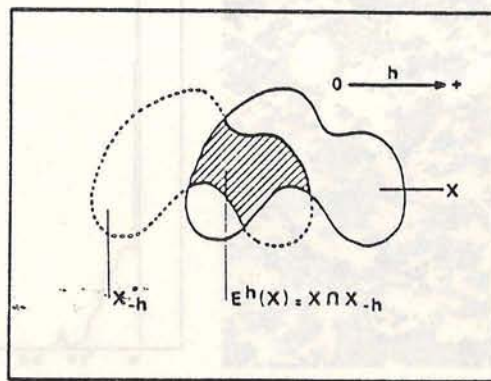


Figure III.49 : Principe du covariogramme, d'après Coster et Chermand [85]

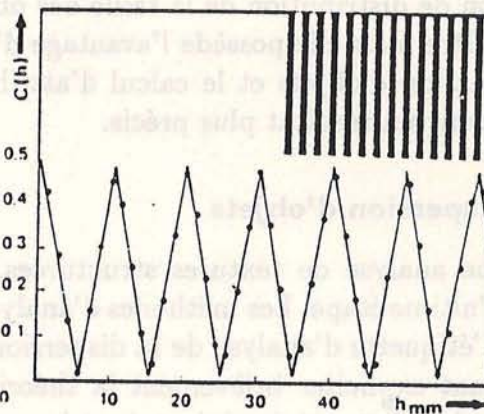


Figure III.50 : Image de structures périodiques et covariogramme, extrait de Coster et Chermand [85]

mation. Dans cet exemple théorique (fig.III.50), la distance entre deux extrémums correspond à l'épaisseur moyenne de la phase analysée (raies noires), celle entre deux maximas à la distance entre deux lamelles noires.

La figure III.51 montre un exemple sur un cas réel d'une mylonite. Les objets segmentés sont les traces de plan de foliation (fig.III.51a). Le schéma (fig. III.51b) du covariogramme dans la direction perpendiculaire à la foliation montre qu'il est difficile d'interpréter les épaisseurs de foliation ainsi que les distance inter-bandes. Dans le cas d'images naturelles cette remarque s'avère malheureusement souvent vérifiée. Par contre le diagramme de la covariance horizontale suggère qu'il existe une macrostructure au phénomène périodique (remontée des valeurs). Nous n'avons pas pu vérifier ce fait, les échantillons ayant une taille trop réduite.

Cas de structures non-périodiques (fig.III.52) :

Toujours extrait du livre de [Coster et Chermand [85]], ce covariogramme de deux phases de cuivre fritté (fig.III.52a) présente un autre aspect de ces méthodes. La différence entre les deux images est obtenue par le calcul de la pente à l'origine

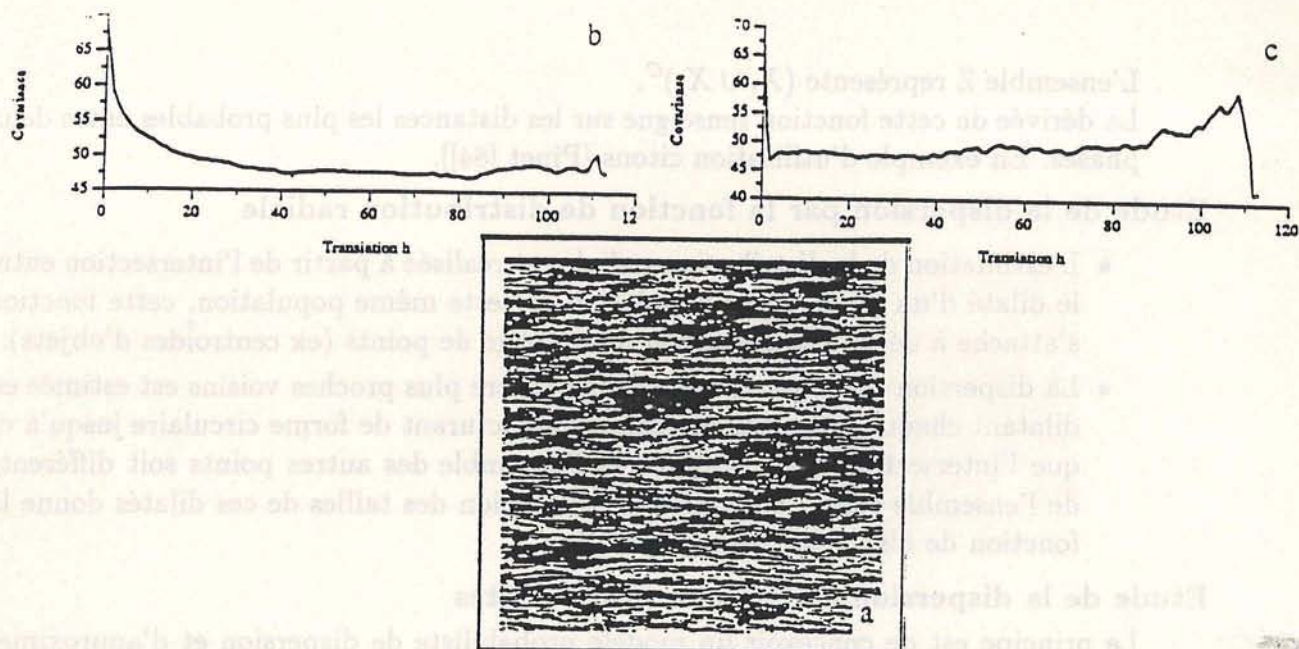


Figure III.51 : Image naturelle de mylonite, zone d'intérêts segmentées a , covariogrammes horizontal b et vertical c

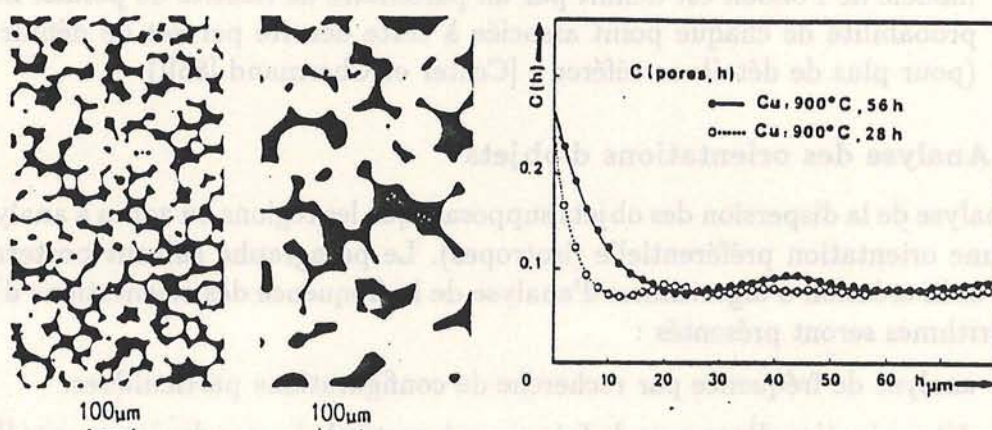


Figure III.52 : Image de structures non périodiques et covariogramme, D'après Coster et Chermand [85]

de la courbe en considérant les quatre ou cinq premiers points (estimation par une méthode des moindres carrés)(fig.III.52b).

Dans leur ensemble ces techniques basées sur les mesures de covariance sont délicates à interpréter dans le cas d'images naturelles.

b.2) Analyse de la dispersion de points

L'analyse de la dispersion des objets ou des centres d'objets est bien décrite par [Coster et Chermand [85]]. Nous en reprenons ici les plus grandes lignes.

Etat de dispersion et fonction de voisinage Le principe est de calculer le pourcentage de la phase X_i situé à une distance d de la phase X_j . les notions de dilatation conditionnelles sont utilisées. On définit alors une fonction de distribution :

$$G(X_i, X_j, \lambda) = \frac{Mes((D^{\lambda b}(X_j) \cap X_i) \cap E^{\lambda b}(Z))}{Mes(X_i \cap E^{\lambda b}(Z))} \quad (1)$$

L'ensemble Z représente $(X_i \cup X_j)^C$.

La dérivée de cette fonction renseigne sur les distances les plus probables entre deux phases. En exemple d'utilisation citons [Pinet [84]].

Etude de la dispersion par la fonction de distribution radiale

- L'estimation de la distribution radiale est réalisée à partir de l'intersection entre le dilaté d'un point d'une population et cette même population, cette fonction s'attache à décrire la dispersion d'un nuage de points (ex centroïdes d'objets).
- La dispersion de la fonction de densité entre plus proches voisins est estimée en dilatant chaque point par un élément structurant de forme circulaire jusqu'à ce que l'intersection entre le dilaté et l'ensemble des autres points soit différente de l'ensemble vide. La fonction de dispersion des tailles de ces dilatés donne la fonction de dispersion de la population.

Etude de la dispersion et Modèles probabilistes

Le principe est de concevoir un modèle probabiliste de dispersion et d'approximer les paramètres du modèle qui permettent de décrire le mieux possible la structure observée. Ces paramètres sont alors caractéristiques de l'état de dispersion.

Ces modèles sont pour la plupart calculables à partir d'un processus de Poisson. Le modèle de Poisson est défini par un paramètre de densité de points. La fonction de probabilité de chaque point associée à cette densité permet de définir le processus (pour plus de détails se référer à [Coster et Chermand [85]]).

c) Analyse des orientations d'objets

L'analyse de la dispersion des objets supposait que les régions ou zones à analyser n'avaient aucune orientation préférentielle (isotropes). Le paragraphe suivant portera donc sur le test et la création d'algorithmes d'analyse de la fréquence des orientations d'objets. Trois algorithmes seront présentés :

- analyse de fréquence par recherche de configurations particulières.
- détermination d'une rose de fréquence à partir de la rose des intercepts [Digabel [75]].
- détermination de la rose de fréquence à partir d'approximations linéaires des segments du squelette d'une population d'objets.

c.1) Rose de fréquence morphologique :

La rose de fréquence peut être obtenue en utilisant les éléments structurants morphologiques. L'algorithme consiste en la recherche des configurations particulières (fig.III.53) par une opération par tout ou rien. Ces configurations détectées associées à une distance euclidienne permettent de calculer un histogramme (ou une rose de fréquence). La technique est très rapide. Malheureusement la définition angulaire des orientations détectables (30° en maille hexagonale et 22.5° en maille carrée) est faible et en générale insuffisante. La figure III.54 montre quelques résultats sur les images de roches à différents états de déformation.

c.2) Rose de fréquence approximée à partir de la rose des intercepts :

[Digabel [75]] introduit la liaison mathématique entre la rose des intercepts et la rose des directions ou fréquence. La rose des intercepts n'est autre que la variation diamétrale d'objets (X) en fonction d'une orientation considérée α notée $D_2(X, \alpha)$:

Configurations de voisinage	α	$dL(\alpha)$
<pre> </pre>	0 et $\pi/2$	a, a
<pre> </pre>	$\frac{\pi}{4}$ et $\frac{3\pi}{4}$	$a\sqrt{2}, a\sqrt{2}$
<pre> </pre>	0,4636 rd	$a\sqrt{5}/2$
<pre> </pre>	1,1071 rd	$a\sqrt{5}/2$
<pre> </pre>	2,0344 rd	$a\sqrt{5}/2$
<pre> </pre>	2,6779 rd	$a\sqrt{5}/2$

Figure III.53 : Configurations de l'élément structurant permettant la détection d'orientations locales et distance associée. d'après Coster et Chermand [85]

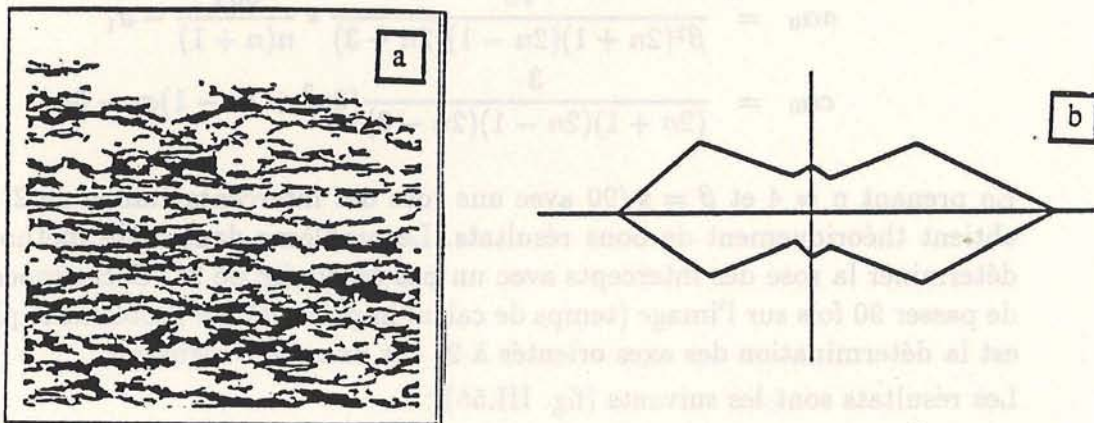


Figure III.54 : Image initiale a et rose de fréquence morphologique b.

$$D_2(X, \alpha) = \int_{\alpha}^{\alpha+\pi} |\sin(\theta - \alpha)| L_2(X, \theta) d\theta$$

ou $L_2(X, \theta)$ pour $\theta = 0, 2\pi$ est égal au périmètre de X.

Conrad [Conrad [72]] avait au préalable montré qu'il existait une relation entre $D_2(X, \alpha)$ et $L_2(X, \alpha)$:

$$D_2''(X, \alpha) + D_2(X, \alpha) = 2L_2(X, \alpha) \quad (2)$$

L'auteur considère que la rose des intercepts est localement assimilable à une parabole d'équation :

$$D_2(X, \alpha) = a\alpha_0(\alpha - \alpha_0) + b(\alpha - \alpha_0) + c\alpha_0$$

Pour $\alpha = \alpha_0$ on a :

$$D_2(X, \alpha_0) = c\alpha_0 \text{ et } D_2''(X, \alpha_0) = 2a\alpha_0$$

L'équation 2 devient alors :

$$2L_2(X, \alpha_0) = 2a\alpha_0 + c\alpha_0$$

L'approximation des deux coefficients $a\alpha_0$ et $c\alpha_0$ est obtenue à partir d'une méthode des moindres carrés. On pose :

$$\sigma_2 = \sum_{-n}^{+n} D(\alpha_0 + i\beta) i^2$$

$$\sigma_1 = \sum_{-n}^{+n} D(\alpha_0 + i\beta)$$

ce qui donne :

$$\sigma_2 = a\alpha_0\beta^2 \frac{n(n+1)(2n+1)(3n^2+3n-1)}{15} + c\alpha_0 \frac{n(n+1)(2n+1)}{3}$$

$$\sigma_1 = a\alpha_0\beta^2 \frac{n(n+1)(2n+1)}{3} + (2n+1)c\alpha_0$$

donc :

$$a\alpha_0 = \frac{15}{\beta^2(2n+1)(2n-1)(2n+3)} * \frac{3\sigma_2}{n(n+1)} - \sigma_1$$

$$c\alpha_0 = \frac{3}{(2n+1)(2n-1)(2n-3)} (3n^2+3n-1)\sigma_1 - 5\sigma_2$$

En prenant $n = 4$ et $\beta = \pi/90$ avec une rose des intercepts établie de 2° en 2° , on obtient théoriquement de bons résultats. Le problème dans cette méthode, est de déterminer la rose des intercepts avec un pas angulaire de 2° . Ceci suppose en effet de passer 90 fois sur l'image (temps de calcul important). Le problème le plus délicat est la détermination des axes orientés à 2° sur une grille régulière.

Les résultats sont les suivants (fig. III.55) :

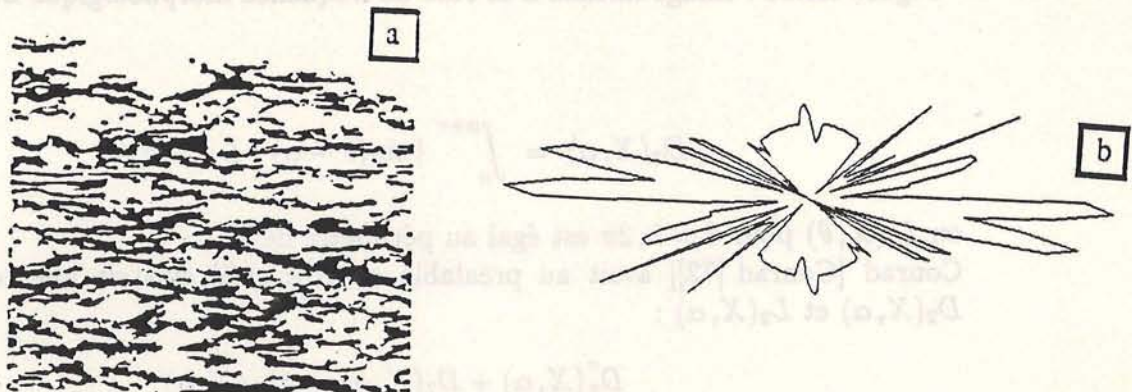


Figure III.55 : Image initiale a et rose de fréquence approximée à partie de la rose des intercepts b.

c.3) Rose de fréquence par approximation linéaire :

La méthode que nous avons développée répondait au besoin d'obtenir des mesures plus précises des orientations préférentielles. Après segmentation de la population d'objets d'intérêt, on calcule le squelette de cette image. Ces squelettes sont ensuite approximatés par un ensemble de segments linéaires. Le problème majeur est ici de choisir convenablement le partitionnement des segments. Sur la figure III.7.1, nous montrons un squelette simple ainsi que les points importants pour notre analyse.

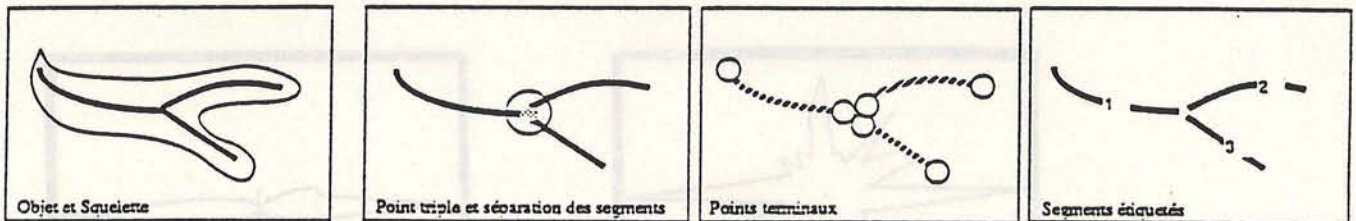


Figure III.56 : Squelette d'un objet et configurations importantes, terminaisons de segments, points triples et segments.

Comme nous avons pu le voir dans le paragraphe concernant l'amélioration des images binaires, l'extraction des terminaisons des segments et des points triples peut être obtenue facilement.

Nous procédons alors à une détection des points triples. Une opération de ET logique entre l'image squelette et l'image des points triples nous permet de définir les segments. Les points terminaux de ces segments sont alors obtenus et constituent une première image de référence. Ensuite l'individualisation de chaque segment passe par un étiquetage de la composante connexe associée. On associe les points terminaux de l'image de même étiquette dans l'image (cf même segment). A chaque bipoint de fin de segment il est alors possible de calculer la direction du segment correspondant ainsi que la longueur du segment. Cette opération est répétée sur tous les segments de l'image.

L'histogramme des longueurs de segment en fonction de l'orientation nous fournit une rose de fréquence de bonne qualité.

Plusieurs problèmes se sont posés au cours de notre analyse :

- L'approximation par un segment linéaire est elle justifiée ?
Afin de tester ce fait nous avons construit un algorithme basé sur une vérification de la linéarité des segments. Pour cela nous avons considéré tous les points appartenant à chaque segment et calculé le coefficient de corrélation de ces points par une approximation par les moindres carrés. Si ce coefficient est inférieur à 0.95 (approximation linéaire rigoureuse), nous procédons alors à une dichotomie de la branche en deux parties égales et calculons à nouveau la valeur du coefficient de corrélation jusqu'à stabilisation. L'expérimentation de ce procédé nous a montré que ce test était peu usité dans une image de squelette (3-5 fois par image). Sa nécessité n'est donc pas apparue très évidente.
- Pourquoi passer par le squelette qui peut artificiellement privilégier certaines directions préférentielles ?

la méthode développée sur le squelette présente l'avantage d'être rapide. Si on désire s'affranchir du calcul du squelette, il est possible d'utiliser la règle de vérification de la linéarité des segments. Ceci permet de calculer la rose de fréquence à partir des contours des objets. Les contours des objets sont approximatés par des segments (eq. approximation polygonale). Nous n'avons pas testé cette utilisation.

Les résultats sur des images sont les suivants (fig III.7.1) :

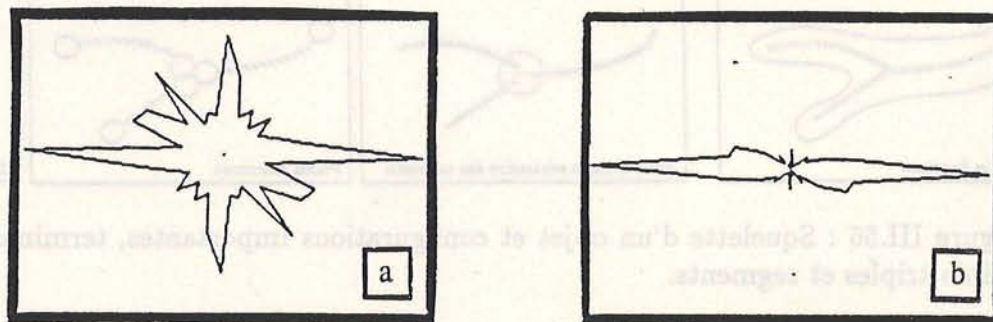


Figure III.57 : Exemples de résultats de roses de fréquences par approximation linéaire, roche peu déformée a et roches déformées b.

III.7.2 Attributs locaux

La segmentation effectuée, il s'agit ensuite d'extraire les traits caractéristiques pour chaque région. Le calcul de l'ensemble des attributs nécessite au préalable la reconnaissance des objets par leurs composantes connexes (fig.III.7.2 étiquettage).

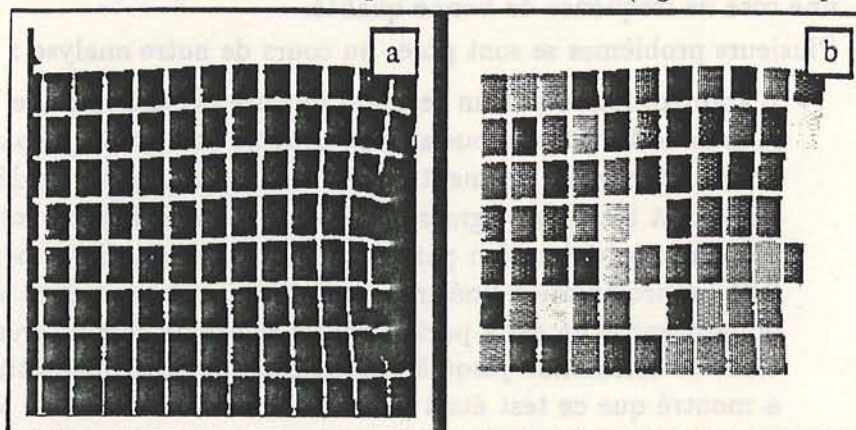


Figure III.58 : Image binaire a et composante connexe représentée par le même niveau de gris ou couleur b.

a) Exemples de Caractéristiques fonctionnelles

Les objets sont décrits par des développements analytiques. Les fonctions de transformation permettant d'extraire ces développements sont nombreuses, nous citons ici les plus usitées exception faite de la transformée de Hough généralisée.

Transformations orthogonales Dans le cas de transformations orthogonales on peut citer [Chehdi et al. [86]] qui considère le contour d'un objet comme une fonction dont il calcule la transformée de Fourier. Les premiers coefficients de la transformée sont caractéristiques de la forme des objets.

Moments polaires Les moments polaires d'une image $f(x,y)$ sont définis par :

$$C_{nm} = \int \int r^{n+1} \cos m\theta \cdot f(v \cos \theta + x_0, r \sin \theta + y_0) dr d\theta$$
$$S_{nm} = \int \int r^{n+1} \sin m\theta \cdot f(v \cos \theta + x_0, r \sin \theta + y_0) dr d\theta$$

Avec r rayon et θ angle en coordonnées polaires par rapport à un axe quelconque d'origine x_0 et y_0 . Les valeurs x_0 et y_0 sont les coordonnées du centre de gravité de l'image f .

Dans le cas d'images binaires si l'on ne considère que les points contours on a :

$$C_{nm} = \sum_K r_K^{n+1} \cos m\theta_K$$
$$S_{nm} = \sum_K r_K^{n+1} \sin m\theta_K$$

Avec K les points de contours de coordonnées i,j , ceci donne pour le centre de gravité G :

$$G = \begin{cases} x_0 = \sum \frac{i}{N} \\ y_0 = \sum \frac{j}{N} \end{cases}$$

Avec N le nombre de points contours.

Les objets sont alors représentés par la suite des C_{nm} et S_{nm} .

Moments rectangulaires : Le moment d'ordre p, q est défini par :

$$m_{p,q} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q f(x,y) dx dy$$

La suite des $m_{p,q}$ défini de façon unique la fonction $f(x,y)$. On peut donc approximer une description de la fonction par les premiers termes du développement en série d'une fonction génératrice :

$$m_{p,q} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{(px+qy)} f(x,y) dx dy$$

avec

$$G(x_0 = \frac{m_{10}}{m_{00}}, y_0 = \frac{m_{01}}{m_{00}})$$

Les moments centraux de la fonction sont :

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x,y) dx dy$$

On définit également les moments centraux normalisés :

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma} \quad \gamma = \frac{1}{2}(p+q) + 1 \quad \text{pour } p+q = 2, 3, \dots$$

Les combinaisons de ces moments possèdent les propriétés d'invariance en rotation, translation et homothétie (voir [Hall [79]] pour plus de détails) :

$$M_1 = [\eta_{20} + \eta_{02}]$$

$$M_2 = M_1^2 + 4\eta_{11}^2$$

$$M_3 = [\eta_{30} - 3\eta_{21}]^2 + [3\eta_{21} - \eta_{03}]^2$$

etc...

Dans le cas d'images binaires on a :

$$\mu_{pq} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - x_0)^p (y_i - y_0)^q$$

x_i et y_i étant les coordonnées des composantes connexes et x_0 et y_0 celles du centre de gravité.

Nous allons maintenant montrer une application simple de ces moments dans le calcul des moments d'inertie d'un corps : soit μ_{20} et μ_{02} respectivement les éléments de variance par ligne et par colonne et μ_{11} l'élément de covariance. On définit la matrice d'inertie suivante :

$$J = \begin{bmatrix} \mu_{20} & \mu_{11} \\ \mu_{11} & \mu_{02} \end{bmatrix}$$

Les moments d'inertie de la forme par rapport aux axes d'inertie sont les valeurs propres ρ_1 et ρ_2 de la matrice J . Ces valeurs sont obtenues après diagonalisation de la matrice (Calcul analytique possible sur une matrice 2×2). D'autre part on peut calculer le vecteur principal d'inertie V_1 de coordonnées x_1 et y_1 , ce qui permet de calculer l'orientation de l'axe principal d'inertie par rapport au repère de l'image : $\theta = \arctg(y_1, x_1)$

b) Exemples de Caractéristiques géométriques :

La liste des attributs décrite ci-dessous permet de caractériser les objets par un ensemble de paramètres simples et faciles à interpréter.

Surface approximée par la somme des composantes connexes (S)

Périmètre (P)

Rapport de compacité

$$C = \frac{P^2}{4\pi S}$$

Paramètres de position :

- Centre de gravité de l'objet
- Barycentre du rectangle minimal circonscrit à l'objet

Paramètres d'orientation :

- Orientation du moment d'inertie principal M_1 : θ
- Rapport $R = \frac{\rho_1}{\rho_2}$ coefficient d'élongation
- Orientation des diagonales du rectangle circonscrit
- Direction des vecteurs maximaux et minimaux rejoignant le centre de gravité au contour de l'objet
- Courbure de chaque point du contour
- Facteur de compacité : $C_a = \int_0^L \rho(s) ds$
ou $\rho(s)$ est le rayon de courbure au point d'abscisse curviligne s et L la longueur du contour.

c) Exemple de Caractéristiques relationnelles :

- Angle formé par les directions des deux axes d'inerties.
- Direction de la droite passant par les deux centres de gravité.
- Distance entre deux centres de gravité. A ce titre, la distance peut être définie de différentes manières, en voici quelques unes :
 - Distance euclidienne : $d[A(i, j), B(k, l)] = [(i - k)^2 + (j - l)^2]^{\frac{1}{2}}$
 - Distance de la valeur absolue : $d[A(i, j), B(k, l)] = |i - k| + |j - l|$
 - Distance du maximum : $d[A(i, j), B(k, l)] = \text{Max}(|i - k|, |j - l|)$
- Rapport de surface, périmètre ou tout autre paramètre entre deux objets

III.8 Attributs statistiques

Les paramètres dits statistiques reposent sur la caractérisation des luminances, de la dynamique de luminance, et des relations entre pixels de luminance identique. Ces paramètres sont calculés sur des zones de l'image. Les zones d'intérêts se présentent sous différentes formes :

- un masque composé par un objet segmenté
- une zone de forme fixée autour d'un point
- une zone quelconque délimitée manuellement

Nous pouvons distinguer deux niveaux dans ces attributs : un premier niveau caractérise les luminances sans se préoccuper des positions spatiales des points. Le calcul des attributs se réalise à partir de l'histogramme de luminance de la zone d'intérêt. Un second niveau tente de prendre en compte la répartition spatiale des niveaux de gris. En effet, notre système de perception utilise cette distribution dans la discrimination des zones (rassemblement de zones homogènes, détections de sauts de luminance, etc ...). [Julesz [62]] propose d'utiliser les moyennes d'espaces du second ordre afin de caractériser cette distribution.

En contrôlant ses résultats par la synthèse de texture [Gagalowicz [83]] a justifié cette approche et démontré qu'un observateur ne peut discriminer visuellement des microtextures ayant des moyennes d'espaces identiques ou supérieures à l'ordre 3.

III.8.1 Paramètres de luminance :

Les moments statistiques d'ordre 1 et de degré inférieur à 4 caractérisent l'histogramme de luminance d'une image ou d'une portion d'image. Soit $h(i)$ l'histogramme de luminance d'une zone d'image.

La **moyenne** ou moment de degré 1 est égale à :

$$\mu_1 = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N i * h(i) \quad (3)$$

ou $N = \sum_{i=0}^{255} h(i)$ et $L_i = i * h(i)$

La **variance** ou moment de degré 2 s'exprime :

$$\mu_2 = \sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (L_i - \mu_1)^2 \quad (4)$$

ou σ représente l'écartype par rapport à la valeur moyenne.

Skewness Le paramètre traduit la dissymétrie de l'histogramme :

$$\mu_3 = \frac{N * \sigma^3}{1} \sum_{i=1}^N (L_i - \mu_1)^3 \quad (5)$$

Kurtosis Ce paramètre exprime l'élongation de l'histogramme :

$$\mu_4 = \frac{N * \sigma^4}{1} \sum_{i=1}^N (L_i - \mu_1)^4 \quad (6)$$

III.8.2 Paramètres de co-occurrence

a) Matrices de cooccurrence :

Soit deux pixels x_1 et x_2 décrits par une certaine relation spatiale Δ , une moyenne d'espace $P_{\Delta}(L_1, L_2)$ traduit la probabilité (de co-occurrence) que x_1 prenne la valeur de luminance L_1 et x_2, L_2 :

$$\begin{aligned} P_{\Delta}(L_1, L_2) &= \frac{1}{I} * \sum_{i=1}^I \delta(L_{x_1} - L_1) * \delta(L_{x_2} - L_2) \\ &= Prob(L_{x_1} = L_1, L_{x_2} = L_2) \end{aligned}$$

avec

I : nombre de couples (x_1, x_2) satisfaisant la relation Δ

δ : indice de Kronecker

L_{x_1}, L_{x_2} : luminances des points x_1, x_2

L_1, L_2 : luminances quelconques sur l'image

Pour une relation Δ donnée, l'ensemble des moyennes d'espace est obtenu en faisant varier L_1 et L_2 dans l'intervalle des luminances. Si L est la largeur de cet intervalle (égale au nombre de niveaux de gris pris en compte), la matrice de cooccurrence sera un tableau de taille $L*L$ où chaque ligne ou colonne correspond à une luminance possible du point x_i .

L'inconvénient majeur de ces matrices repose dans la taille de celles ci ; en effet pour un voisinage $2*2$ pixels, on peut définir 4 relations Δ différentes ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) et pour chaque translation on calcule une matrice de cooccurrence M dont la taille est égale aux nombre de niveaux de gris considérés dans l'image (ex 256 niveaux de gris : matrice de taille $256*256$). Ces matrices sont difficiles à manipuler du fait de leur taille, l'information est alors exprimée sous la forme d'attributs qui vont décrire ces matrices [Haralick et al. [73]]. L'utilisation de cinq de ces attributs dans la discrimination des textures est justifiée par [Unser [84]]. Il s'agit du **contraste**, de l'**homogénéité**, de l'**énergie**, et de deux attributs "cluster shade" et "cluster prominence". Malheureusement ce calcul nécessite l'obtention de quatre matrices de cooccurrence. [Unser [84]] propose de calculer ces attributs par l'intermédiaire des histogrammes des sommes et différences entre les luminances du bipoint x_1, x_2 . Le tableau III.59 suivant montre l'analogie entre les paramètres :

b) Moments Dipolaires :

Une autre méthode de calculs d'attributs statistiques a été reprogrammée [Gagalowicz et al. [85]a] [Tournierlasserve [87]]. La méthode repose sur le calcul de moments dipolaires qui estiment les relations spatiales entre les luminances associées entre x_1 et x_2 . Le moment dipolaire se définit de la façon suivante :

$$S_{pq}(V) = \frac{1}{I * \sigma^{p+q}} * \sum_{i=1}^I (L_{x_1} - \mu)^p (L_{x_2} - \mu)^q \quad (7)$$

Attributs de cooccurrence	Matrice de cooccurrence $P(i,j)$	Histogramme des sommes et différences $H_s(i)$ et $H_d(j)$
Contraste	$\sum_i \sum_j (i-j)^2 * P(i,j)$	$\sum_j j^2 * H_d(j)$
Homogénéité	$\sum_i \sum_j (\frac{1}{1+(i-j)^2}) * P(i,j)$	$\sum_j (\frac{1}{1+j^2}) * H_d(j)$
Cluster Shade	$\sum_i \sum_j (i+j-2\mu)^3 * P(i,j)$	$\sum_i (i-2\mu)^3 * H_s(i)$
Cluster Prominence	$\sum_i \sum_j (i+j-2\mu)^4 * P(i,j)$	$\sum_i (i-2\mu)^4 * H_s(i)$
Energie	$\sum_i \sum_j P(i,j)^2$	$\sum_i H_s(i)^2 * \sum_j H_d(j)^2$

Figure III.59 : Expressions des cinq attributs de co-occurrence calculés à partir des matrices de co-occurrence et des histogrammes de sommes et différences. La formule de l'énergie est une formule approchée et valable uniquement pour des petits vecteurs de translation.

avec

V : vecteur de translation

I : nombre de couples (x_1, x_2) suivant V

L_{x_1}, L_{x_2} : luminance des points x_1, x_2

μ : moyenne des luminances

L'auteur montre que les 6 premiers moments dipolaires ($2 < p+q \leq 4$) pour chaque vecteur V suffisent pour la caractérisation des textures homogènes, voire légèrement structurées. En résumé nous disposons pour un voisinage de pixels et en considérant 4 relations spatiales différentes de :

- 4 paramètres de luminance
- 20 paramètres de cooccurrence
- 24 moments dipolaires

Nous exposerons, par la suite notre méthode de réduction du nombre de ces attributs par élimination de la redondance d'information.

III.9 Utilisation simple des attributs

La liste des attributs présentée précédemment peut être utilisée dans un but de segmentation rapide d'objets. L'exemple que nous allons prendre concerne le paramètre de surface, il peut être extrapolé à tout autre paramètre. Dans une image, les objets

d'intérêt se présentent sous la forme d'objets clairs et de taille moyenne. La phase de segmentation initiale nous fournit une population composée de tous les objets clairs (fig. III.60a). Une seconde phase de segmentation sur la base du critère de taille nous permet de sélectionner une sous-population correspondant à notre souhait (fig. III.60b).

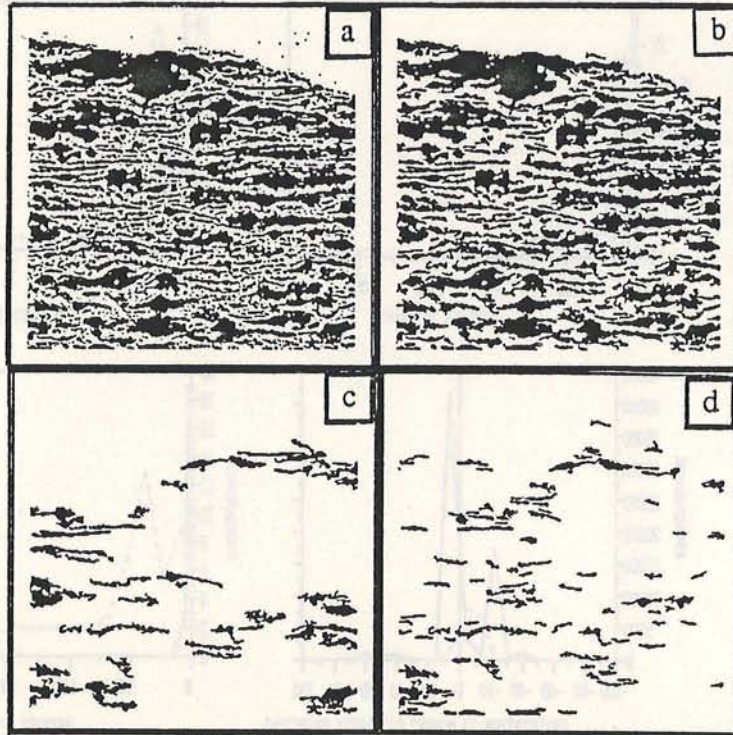


Figure III.60 : Seuillage de régions par les paramètres : image initiale a, régions de taille supérieure à 30 pixels b, régions dont la longueur horizontale est comprise entre 15 et 60 pixels c, régions dont la longueur verticale est comprise entre 10 et 30 pixels d.

La caractérisation de la population d'objets à travers les paramètres peut également être réalisée par le calcul des histogrammes de répartition des paramètres ainsi que le calcul d'attributs simples liés à ces histogrammes. En effet, une population globale comportant deux familles d'objets séparables par un critère de taille présente un histogramme de répartition bimodal pour le paramètre taille. De même la liste des attributs de luminance présentée permet aussi de caractériser un histogramme de répartition de paramètres (moyenne, variance, skewness, kurtosis etc...)

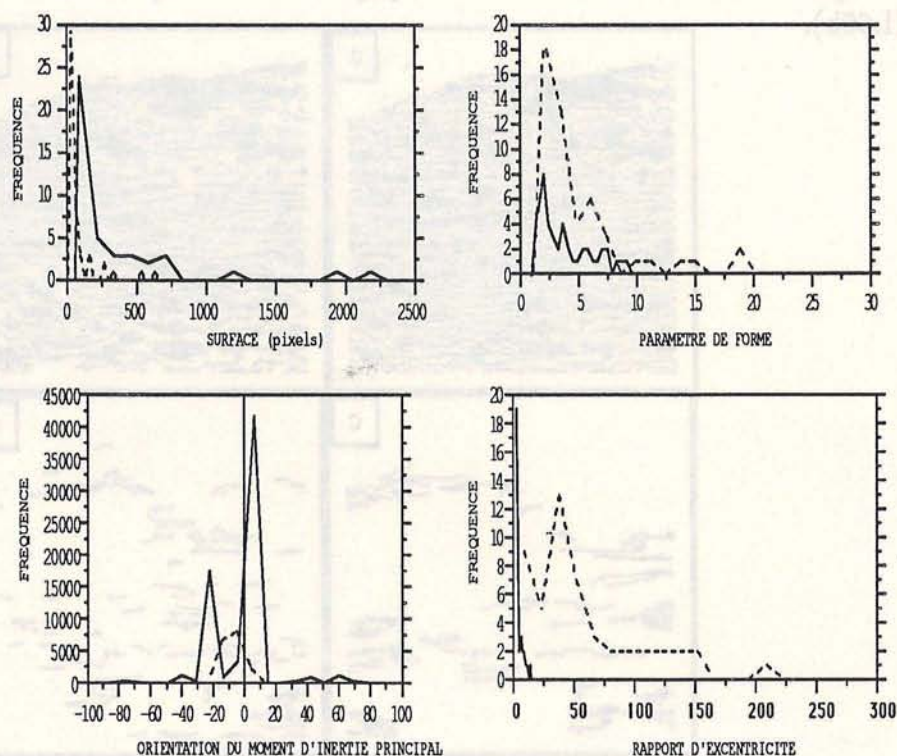


Figure III.61 : Histogrammes de répartition de paramètres géométriques calculés sur les objets "clastes" pour deux roches. En trait plein : roche granitique peu déformée, en trait pointillé roche très déformée ultramylonite.

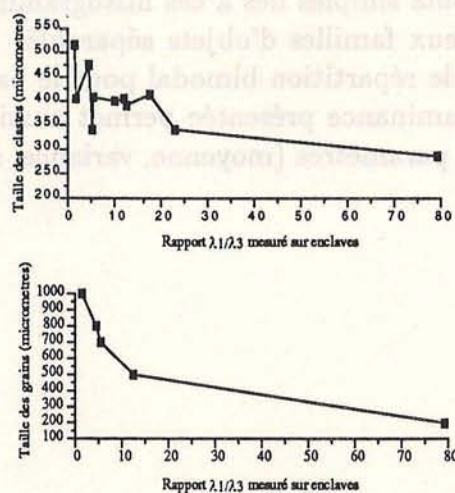


Figure III.62 : Exemple de relations entre la taille moyenne des clastes segmentés par traitement d'image et l'intensité de déformation (en haut). En bas, résultats obtenus après mesure manuelle de la taille de grains (d'après Marquer [87])

III.10 Conclusion

L'ensemble de la description précédente nous permet désormais de disposer des éléments d'analyse d'image par des méthodes d'analyse structurée de textures. Le schéma III.63 déjà présenté résume et référence les paragraphes des différentes étapes de l'analyse :

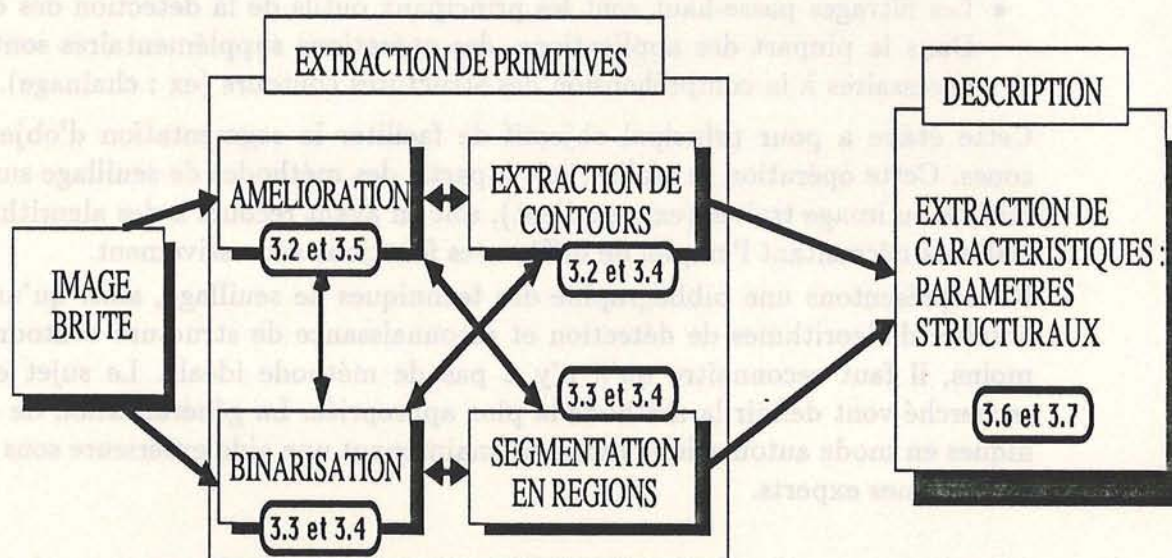


Figure III.63 : Schéma d'analyse structurée de textures, les références de la figure correspondent aux paragraphes précédents.

La chaîne complète, de la segmentation des objets à la caractérisation des règles de placement de ces primitives, se trouve désormais constituée.

Tout traitement d'image nécessite au préalable une modélisation de l'information ou des objets d'intérêts. La première partie de ce chapitre est une introduction à une démarche générale d'analyse d'un problème par l'image. Une définition de l'information image est nécessaire afin de guider l'utilisateur vers des familles d'algorithmes qu'il pourrait utiliser pour la résolution de son problème. Un certain nombre de manipulations simples sur les images (histogrammes de luminance, utilisation des tables de couleur, profils de luminance) permettent de vérifier les choix précédents et d'introduire les algorithmes efficaces.

L'information image est rarement utilisable sans une amélioration de la fonction de luminance initiale. Ceci s'opère par des méthodes d'amélioration d'image par filtrage, soit dans un but de lissage du bruit (lié à l'acquisition, à la nature des objets, etc...), soit dans un but de détection de contours des objets :

- Les filtrages passe-bas ont pour principale fonction d'améliorer l'image (ex atténuation du bruit, lissage de plages homogènes). L'emploi de ces filtres peut

également être envisagé pour la correction de dérive de luminance (ex : problème d'éclairage lors de l'acquisition). Les filtres morphologiques, issus des méthodes de morphologie mathématique utilisent une modélisation de masques (élément structurant). Le résultat d'opérations simples entre l'élément structurant et la population d'objets d'intérêts permet d'extraire ces objets. Le filtrage médian se révèle efficace pour corriger les bruits de type impulsif (ex : consécutif à une défaillance de l'un des éléments de la CCD de la caméra).

- Les filtres passe-haut sont les principaux outils de la détection des contours. Dans la plupart des applications, des opérations supplémentaires sont ensuite nécessaires à la compréhension des structures contours (ex : chaînage).

Cette étape a pour principal objectif de faciliter la segmentation d'objets ou de zones. Cette opération se réalise, soit à partir des méthodes de seuillage sur l'image initiale ou image traitée (ex : gradient), soit en ayant recours à des algorithmes plus élaborés nécessitant l'emploi de différentes fonctions successivement.

Nous présentons une bibliographie des techniques de seuillage, ainsi qu'un certain nombre d'algorithmes de détection et reconnaissance de structure contours. Néanmoins, il faut reconnaître qu'il n'y a pas de méthode idéale. Le sujet et le but recherché vont définir la méthode la plus appropriée. La généralisation de ces techniques en mode automatique requiert maintenant une aide extérieure sous la forme de systèmes experts.

L'intelligence artificielle développe des techniques de sélection automatique des algorithmes à partir d'observations et de calculs simples [Riseman et Hanson [84]] [McKeown et al. [85]] [Matsuyama [87]] [Chassery et Garbay [86]] [Mering et al. [88]]. Tout cela reste difficile à mettre en place et une grosse part d'interactivité entre l'expert et la machine s'avère encore nécessaire dans le choix des algorithmes et de leurs successions. Dans la suite de ce mémoire, seules les méthodes les plus efficaces vis à vis des objets étudiés seront illustrées.

Les objets binaires ainsi segmentés présentent parfois des défauts sous la forme de barbeles, de trous, de discontinuités, de recouvrements. L'élimination de ces perturbations est réalisée par l'utilisation des opérateurs de morphologie mathématique. Le formalisme de ces opérateurs les rend très attractifs dans l'amélioration et la transformation d'images binaires. L'emploi de ces outils permet également l'extraction de primitives importantes : squelette, contour, enveloppe convexe, points particuliers de segments (points triples, terminaisons), etc ...

En remarque générale on peut dire que de l'ensemble des opérateurs présentés, leur utilisation n'est pas systématique et dépend des applications, de la qualité de la segmentation et/ou de l'usage envisagé dans une étape ultérieure.

La caractérisation des populations d'objets est réalisée par le calcul d'attributs. La liste des paramètres présentés permet d'introduire les attributs les plus usités dans la littérature. En ce qui concerne les objets binaires, nous disposons de deux familles de paramètres :

- Attributs globaux : granulométrie, dispersion d'objets, rose de fréquence des orientations préférentielles.

- Attributs locaux : calculés individuellement sur chaque objet segmenté. Ceci est obtenu soit à partir de développements analytiques (ex moments rectangulaires), soit par le calcul de paramètres géométriques ou relationnels.

Enfin pour compléter cette panoplie, nous présentons un ensemble de caractéristiques aptes à définir la fonction de luminance (arrangement, dynamique) à l'intérieur d'une zone donnée. Cette zone peut être soit un masque composé par un objet segmenté, soit une zone fixe (ex fenêtre autour d'un point). Ces attributs définissent l'information texture au sens statistique. Le but du calcul de ces attributs est de se servir de cette information, soit pour une caractérisation supplémentaire des objets, soit dans la segmentation de zones sur la base de ces critères.

Nous ne montrons pas ici d'exemple d'analyse complète, ceci est reporté dans le chapitre concernant l'application à l'analyse de la déformation des roches. Comme cela a été souligné dans le chapitre précédent, les schémas d'analyse structurée se prêtent assez mal à l'analyse globale de nos images, la segmentation de primitives objets pouvant être délicate. Le chapitre suivant sans être aussi général que le précédent exposera une méthodologie de caractérisation des microtextures.

• Attributs locaux : calculés individuellement sur chaque objet segmenté. Ces attributs sont à partir de développements et/ou de points (ex : moments d'inertie, etc.) soit par le calcul de paramètres géométriques ou relationnels.

Enfin pour compléter cette panoplie, nous présentons un ensemble de caractéristiques aptes à définir la fonction de luminance (arrangement d'attributs) et l'intensité d'une zone donnée. Cette zone peut être un masque composé par un objet segmenté, soit une zone fixe (ex : fenêtre autour d'un point). Ces attributs définissent l'information texture au sens statistique. Le but du calcul de ces attributs est de se servir de cette information, soit pour une caractérisation supplémentaire des objets, soit dans la segmentation de zones sur la base de ces critères.

Nous ne montrons pas ici d'exemple d'analyse complète, ceci est reporté dans le chapitre concernant l'application à l'analyse de la déformation des rochers. Comme cela a été souligné dans le chapitre précédent, les schémas d'analyse présentés se basent sur une analyse globale de nos images, la segmentation de primitives objets pouvant être délicate. Le chapitre suivant sera ainsi général que le précédent, exposant une méthodologie de caractérisation des microstructures.

Chapitre IV

ANALYSE STATISTIQUE DE TEXTURES

Comme nous l'avons vu, les changements et modifications structurales intervenues au cours de la déformation modifient l'aspect des sections rocheuses. Ces modifications structurales des roches peuvent être décrites par l'étude texturale globale des échantillons (section rocheuse). L'étude texturale présentée ici est réalisée sans segmentation des primitives (telles que clastes ou traces de plan de foliation). Le principe est de recueillir une information locale qui tienne compte de la répartition des luminances au sein d'une fenêtre d'analyse. Information locale qui permet de quantifier la texture ou contexte local (orientation préférentielles, plages homogènes, etc...).

L'étude des modifications structurales intervenues au cours d'une déformation progressive a dans un premier temps motivé l'emploi d'une méthode d'analyse appropriée à caractériser les textures. Cette méthode [Barba et Ronsin [83]] sera définie et employée dans un sens relativement proche de celui développé par ses auteurs. Nous expliciterons ensuite un modèle de segmentation par critère de texture. Ce modèle d'analyse repose sur trois principes : sélection d'une zone ou primitive de texture homogène, caractérisation de la zone par des attributs statistiques et structuraux, compression et compréhension de l'information (vecteur d'attributs) par l'analyse des données (analyse factorielle). Dans une approche quasi-automatique deux étapes sont nécessaires : apprentissage de la population de primitives (caractérisée par son vecteur d'attribut) puis, affectation des points de l'image aux différentes classes de cette population.

IV.1 Analyse de texture

IV.1.1 Principe : Méthode de l'intégrale curviligne

L'algorithme repose sur l'étude du signal de luminance autour d'un point. Les variations du signal autour de ce point sont significatives des propriétés locales de la texture. La méthode [Barba et Ronsin [83]] est basée sur l'intégration du signal le long de demi-droites orientées définies dans le plan image et ayant pour origine le point de mesure.

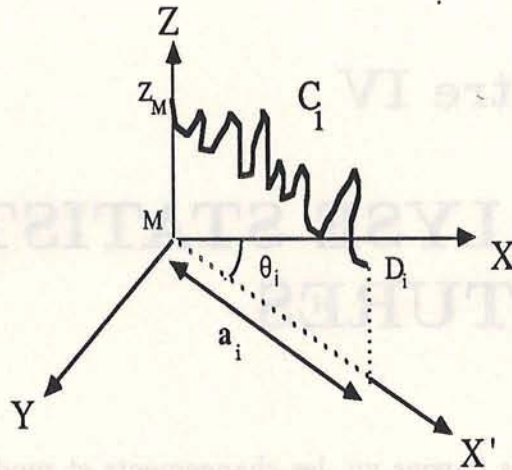


Figure IV.1 : Principe de l'analyse de texture

Soit XY le plan image et Z la fonction de luminance de l'image. On considère le signal suivant une orientation X' faisant un angle θ_i par rapport à l'axe X. Ce balayage décrit une courbe C_i comprise dans le plan $X'Z$ telle que :

$$C_i = [Z'(X', Z) / X' // \theta_i \text{ et } Z = f(X', O)] \quad (8)$$

La valeur de l'intégrale curviligne dS entre deux points s'exprime alors ainsi :

$$dS = [\eta^2 dx^2 + dz^2]^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

η est une métrique introduisant un facteur d'échelle compensant les variations spatiales dx et les variations de luminance dz . On calcule alors la longueur de la courbe C_i entre M et un point D_i situé sur la courbe tel que :

$$\int_M^{D_i} d\vec{S} = \mu \quad (10)$$

avec $\mu = cst$

La discussion sur la valeur de cette constante sera discutée par la suite. La longueur du segment MD_i le long de l'axe X' sera pour le point M une caractéristique de l'activité texturale suivant cette orientation. On notera cette caractéristique a_i . Le calcul de 16 valeurs a_i correspondant à 16 orientations différentes régulièrement réparties autour du point de mesure (pas angulaire = 22.5°) est alors effectué.

Malheureusement le calcul d'une caractéristique texturale à partir d'une seule ligne s'avère souvent trop ponctuel pour être fiable. Afin de palier cet inconvénient, nous introduisons une modification qui consiste à intégrer un ensemble de lignes parallèles de part et d'autre du signal considéré. Les caractéristiques de la texture sont déduites de l'analyse du signal effectuée sur les demi-droites partant du point M_0 de mesure et d'un certain nombre de points situés de part et d'autre de M_0 sur un axe perpendiculaire à l'orientation considérée (fig.IV.2) :

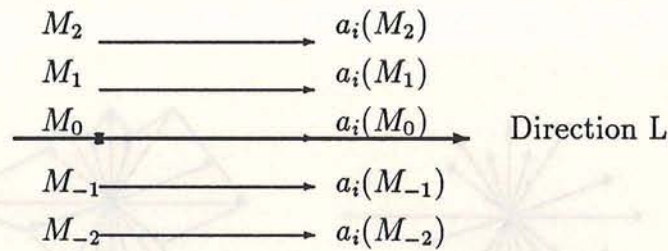


Figure IV.2 : Intégration de l'information sur plusieurs courbes de luminances

On retiendra finalement pour caractéristique du point M_0 la moyenne arithmétique des vecteurs a_i :

$$\tilde{a}_i(M_0) = \frac{1}{2n+1} \sum_{j=-n}^{+n} a_i(M_j) \quad (11)$$

avec n : nombre de parallèles prises de part et d'autre du point M_0 et \perp à L_i .

IV.1.2 Exploitation du modèle :

Le modèle nécessite par son principe le réglage de quelques paramètres ; nous allons maintenant montrer comment, en essayant de se placer dans un contexte d'analyse semi-automatique nous effectuons ces réglages. L'utilisation du modèle d'analyse, différente de celle des auteurs [Barba et Ronsin [83]] oblige un nouveau réglage des paramètres de calcul.

a) Utilisation des caractéristiques texturales

Pour chaque point d'analyse 16 valeurs sont obtenues et exploitées de la manière suivante (fig.IV.3).

L'ensemble des vecteurs caractéristiques a_i (fig.IV.3a) permet de délimiter une forme appelée **Forme Texturale** (fig.IV.3 b et c) à laquelle il est possible d'associer un certain nombre d'attributs. Parmi les attributs que nous avons exposés pour décrire des objets au chapitre précédent, nous avons retenu :

- des paramètres géométriques :
 - aire
 - périmètre
 - rapport de compacité
 - moments rectangulaire
 - * moment d'inertie principal M1
 - * moment d'inertie secondaire M2
 - rapport d'excentricité des deux moments R
 - orientation du moment d'inertie principal θ

Le rapport d'excentricité traduit l'anisotropie de la forme, par analogie avec une ellipse ; ce rapport correspond au rapport des deux axes principaux de l'ellipse.

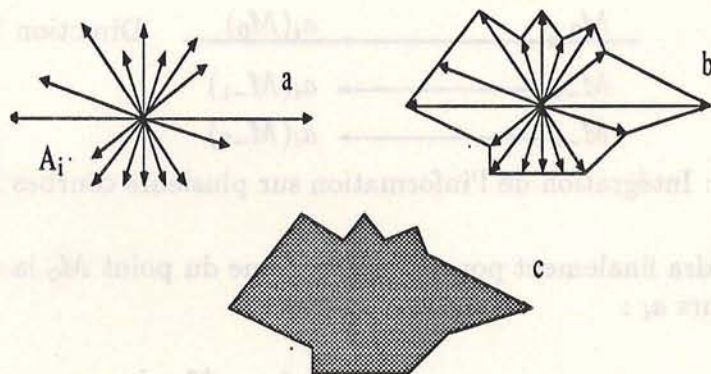


Figure IV.3 : Exploitation des caractéristiques texturales : position des vecteurs caractéristiques texturales a, approximation polygonale des contours b, remplissage de la **Forme Texturale** c

b) Réglage des paramètres de calcul

- η : Le choix de ce paramètre dans la méthode est apparu relativement robuste. Après quelques expérimentations nous avons choisi cette valeur égale à 2.
- Π : le nombre de parallèles a été choisi égal à 1 (3 parallèles analysées). Deux raisons ont motivé ce choix : soit ne pas masquer l'information locale par un moyennage des valeurs a_i ($n \geq 2$), soit avoir une valeur a_i non représentative car trop locale ($n=0$).
- Choix des points de mesures :

Trois possibilités s'offraient à nous :

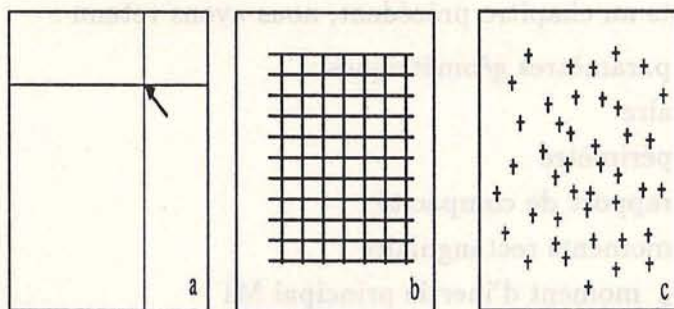


Figure IV.4 : Choix des points d'analyse : Manuel a, Grille régulière b, Tirage aléatoire c.

Choix manuel l'expérimentateur tenant compte de son expérience géologique choisit les points dans les zones d'intérêt directement sur l'image. La figure IV.4 montre l'interface réalisée dans ce but sur la machine SUN à l'aide

de la bibliothèque graphique SunView (le même interface a également été réalisé sur le VAX-11/750 et le système JUPITER12). Ce choix a pour lui de diminuer le temps de calcul (critère important au début de l'étude mais non primordial puisque sans optimisation excessive le temps de calcul est très inférieur à 1 seconde par zone analysée) mais surtout il permet de tenir compte du savoir du géologue. Il possède néanmoins l'inconvénient lié à toute manipulation : il n'est pas très objectif. Ceci limite en outre, la reproductibilité des résultats et peut parfois accentuer certaines tendances (ex : choix de zones déformées uniquement).

Choix d'une grille régulière Le choix des points d'analyse est fait à partir d'une grille qui indique la position des points sur l'image (fig. IV.4b). L'inconvénient majeur que nous avons trouvé à cette méthode est celui de la possibilité d'interférences entre l'analyse du signal et la périodicité de la texture (roches très déformées). Le choix du pas d'échantillonnage de la grille pouvant s'avérer dans ce cas très délicat et aléatoire.

Détermination aléatoire Nous nous servons d'une fonction pseudo-aléatoire qui détermine la position des points de mesure sur l'image (fig. IV.4c). Ce choix est indépendant de l'opérateur et relativement insensible aux fréquences dans l'image.

Quand au choix du nombre de ces points il peut varier en fonction de l'application, en général 50 à 100 points suffisent pour une analyse d'une section. En deça, les résultats ne sont pas stables et au delà il n'y a aucun apport supplémentaire au niveau des résultats.

- μ : Le critère d'arrêt du calcul de l'intégrale s'avère délicat à obtenir automatiquement. L'hypothèse de base que nous envisageons pour déterminer le μ optimal est de considérer que la valeur du rapport d'excentricité R_{moy} des formes texturales pour une image se stabilise pour une certaine valeur de μ . Cette valeur correspond à la détermination de la primitive de texture idéale. Selon cette hypothèse nous nous plaçons dans le cas où nous avons des textures dites homogènes, ce qui peut être considéré comme valide pour les roches les plus déformées qui sont plus homogènes visuellement. Au contraire pour les roches les moins déformées il est difficile de trouver une primitive de texture unique.

L'expérimentation montrée sur la courbe de la figure IV.5a vérifie en partie l'hypothèse émise pour les roches les plus déformées : la courbe montrant une évolution du rapport d'excentricité moyen en fonction des valeurs de μ croissante présente une partie asymptotique au delà d'une certaine valeur de μ . Cette valeur sera alors retenue.

La courbe IV.5 b présente l'évolution du rapport pour une image de granite, donc peu déformé. Il n'existe pas ici de points d'inflexion déterminant une partie asymptotique. Par contre nous pouvons noter que ces valeurs diffèrent peu ; la solution proposée alors est de calculer une moyenne de ces valeurs de rapports et de prendre la valeur de μ qui se rapproche le plus de cette valeur moyenne. Cette solution empirique permet de minimiser le biais introduit par ce paramètre.

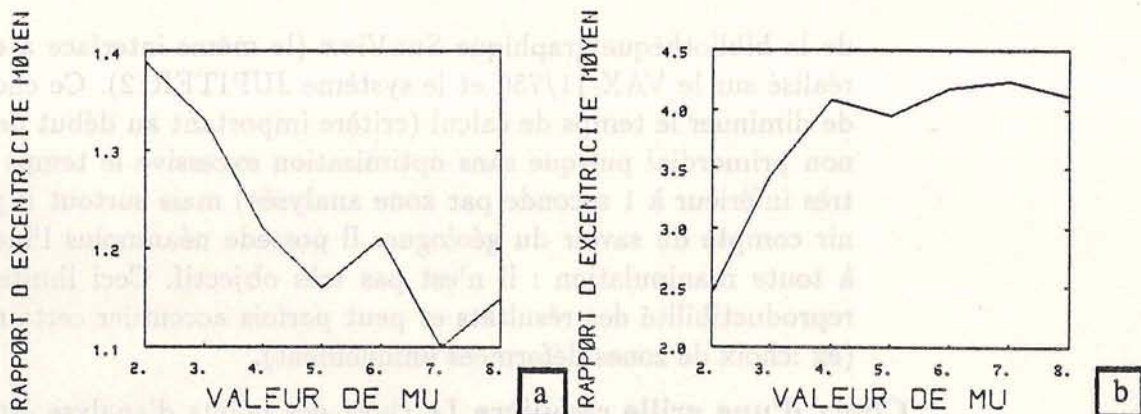


Figure IV.5 : Evolution du Rapport d'excentricité en fonction du paramètre μ . Roche peu déformée a, roche déformée b.

c) Relation texture locale / forme texturale

La figure IV.6 montre sur deux exemples simples d'images synthétiques, la relation entre la forme texturale déterminée par les caractéristiques A_i et la structure sur l'image (2D et signal de luminance).

La vérification de la signification des caractéristiques de texture peut dans un premier temps être réalisée de manière visuelle. La figure IV.7a présente un échantillon sur lequel nous avons placé une grille qui précise la position respective des points d'analyse correspondant aux formes texturales calculées (fig. IV.7b). Pour certaines formes texturales il est possible d'apprécier visuellement la relation avec la texture locale sur l'échantillon. Nous voyons que la méthode est sensible aux transitions de zones de texture, aux plages homogènes. Pour d'autres formes texturales cette interprétation directe s'avère impossible, la texture locale apparaissant perturbée ou trop complexe pour en déduire un caractère dominant significatif visuellement.

La figure IV.8 montre un ensemble de formes texturales calculé pour 4 échantillons. Le choix de la position des points est aléatoire. Globalement, entre les stades les plus extrêmes, la différence d'aspect des formes texturales est significative. La différence entre deux stades proches est plus difficile à percevoir. La suite consiste à calculer des paramètres moyens significatifs de l'ensemble des formes texturales afin de mettre en évidence les différences de texture globale à l'échelle d'une section. Toutefois cette caractérisation d'une information image par une simple valeur moyenne peut être une simplification un peu hâtive du problème. L'application au problème géologique illustre ce propos et justifie le recours à l'analyse des données pour l'interprétation des résultats.

d) Calcul de paramètres moyens

Les paramètres géométriques moyens : aire, périmètre, paramètre de forme sont obtenus à l'aide d'une simple moyenne arithmétique non pondérée.

Le calcul d'une orientation moyenne et d'un rapport d'excentricité moyen nécessite une méthode particulière (moyenne arithmétique tensorielle) [Jelinek [78]].

Pour chaque point nous disposons de :

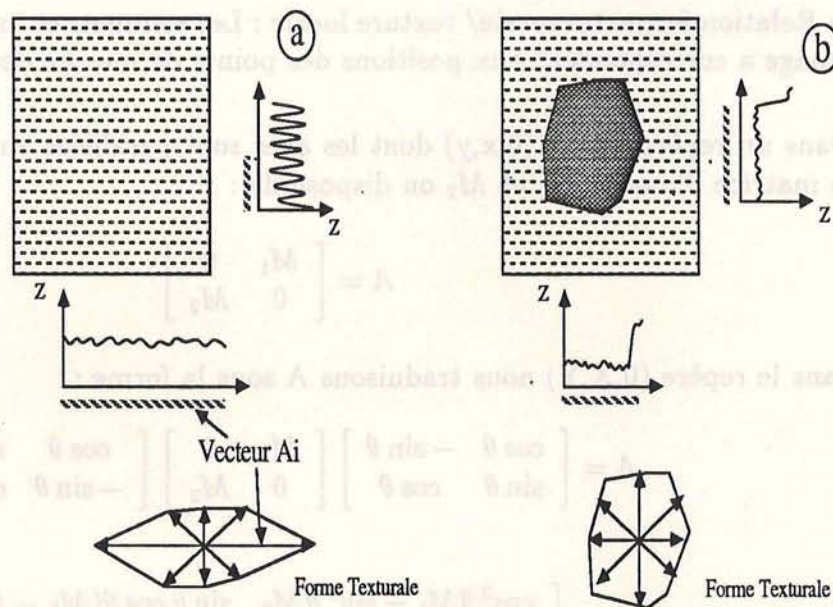


Figure IV.6 : L'image a présente une structure très orientée, le signal de luminance dans les deux directions considérées est donc très différent. Cette différence se traduit sur les vecteurs A_i (même valeur du seuil μ) et donc sur l'aspect de la forme texturale associée. L'image b présente un objet homogène sur un fond hétérogène de luminance très différente. Le calcul du vecteur A_i va donc se poursuivre approximativement jusqu'au contour de l'objet, ceci quelque soit la direction considérée.

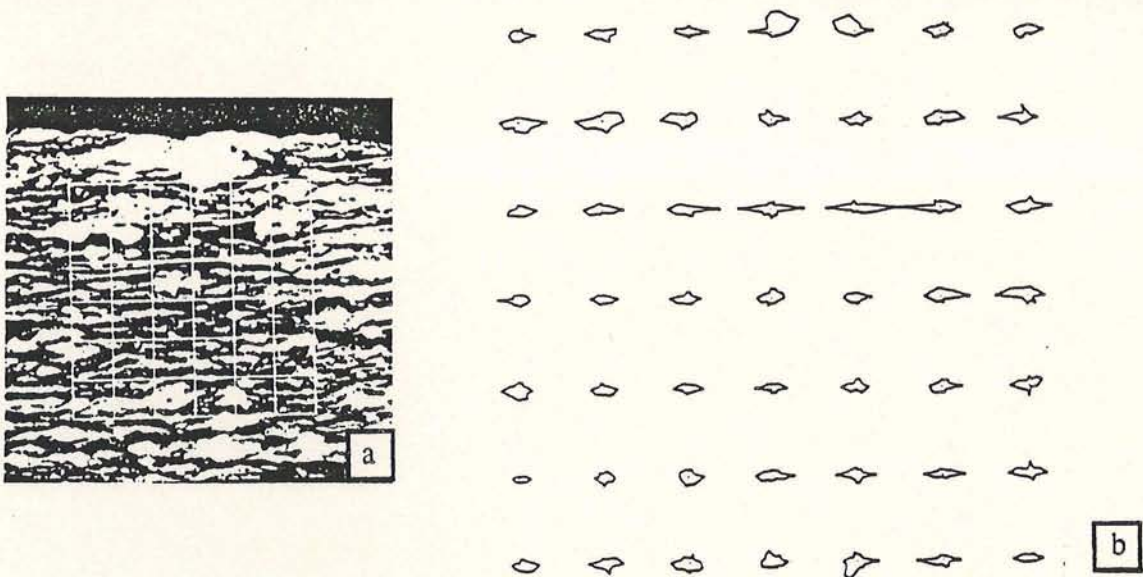


Figure IV.7 : Relation forme texturale/ texture locale : Les sommets et intersections de la grille posée sur l'image a correspondent aux positions des points de mesure des formes texturales b.

Dans un repère donné $(0,x,y)$ dont les axes sont parallèles aux vecteurs propres de la matrice d'inertie M_1 et M_2 on dispose de :

$$A = \begin{bmatrix} M_1 & 0 \\ 0 & M_2 \end{bmatrix}$$

dans le repère $(0,X,Y)$ nous traduisons A sous la forme :

$$A = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M_1 & 0 \\ 0 & M_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} \cos^2 \theta M_1 + \sin^2 \theta M_2 & \sin \theta \cos \theta (M_1 - M_2) \\ \sin \theta \cos \theta (M_1 - M_2) & \sin^2 \theta M_1 + \cos^2 \theta M_2 \end{bmatrix}$$

On normalise cette matrice par rapport au produit (M_1, M_2) . Ceci permet d'obtenir la forme générale de la matrice moyenne :

$$\tilde{A} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \begin{bmatrix} \cos^2 \theta_n M_{1n} + \sin^2 \theta_n M_{2n} & \sin \theta_n \cos \theta_n (M_{1n} - M_{2n}) \\ \sin \theta_n \cos \theta_n (M_{1n} - M_{2n}) & \sin^2 \theta_n M_{1n} + \cos^2 \theta_n M_{2n} \end{bmatrix} \frac{1}{M_{1n} * M_{2n}}$$

ou N représente le nombre de points de mesure. On calcule alors les valeurs propres et vecteurs propres de cette matrice ainsi que les valeurs $M_{1\text{moyen}}$, $M_{2\text{moyen}}$, θ_{moyen} et R_{moyen} .

Les courbes (fig. IV.10) présentent quelques exemples de relations entre ces paramètres moyens et un paramètre d'intensité de la déformation. Nous reviendrons sur l'explication de ces graphiques dans le chapitre concernant l'application.

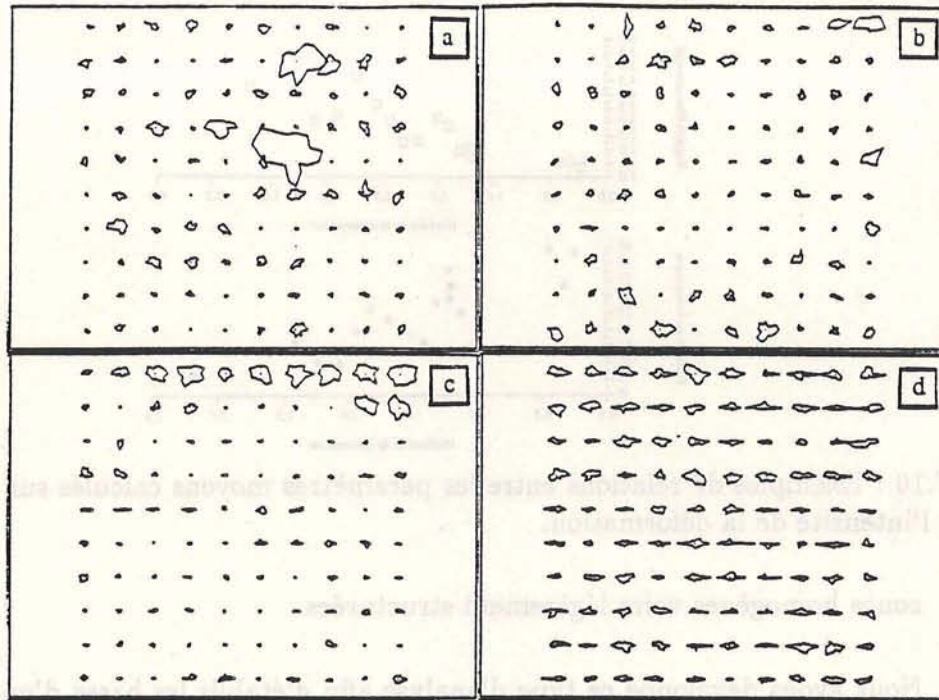


Figure IV.8 : Exemples de formes texturales, roche peu déformée a, orthogneiss b, mylonite c et ultramylonite d

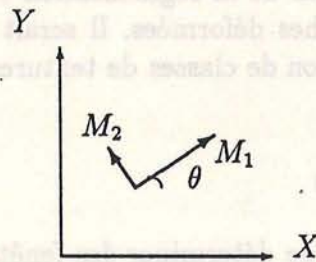


Figure IV.9 : Moyenne des paramètres d'orientations

IV.2 Segmentation d'images par critère de texture

Les nombreuses études sur l'analyse (et la synthèse) de textures microscopiques (voir chapitres concernant les méthodes d'analyse de texture chap.II et de calcul d'attributs sur les fonctions de luminance chap.III) permettent désormais de disposer d'un ensemble de paramètres discriminants pour caractériser la distribution des luminances d'une zone texturée.

Nous nous plaçons dans un cadre d'analyse de texture par mesure de propriétés locales au sein de fenêtres sur l'image. La caractérisation et la segmentation d'images naturelles par des critères de texture en employant ce type d'approche a été développée par différents auteurs (ex [Roan et Aggarwal [87]], [Haralick et al. [73]] et [Haralick [79]]). Les fenêtres d'observations sont en général des fenêtres glissantes de forme fixe et carrée.

Le problème crucial est le choix de la taille de ces fenêtres de façon à tenir compte du contexte sous-jacent. En effet, les fenêtres d'observation prises de cette manière ne garantissent pas une homogénéité au sein de la zone. Or ceci est en contradiction avec les propriétés respectives des différents attributs, conçus pour caractériser des

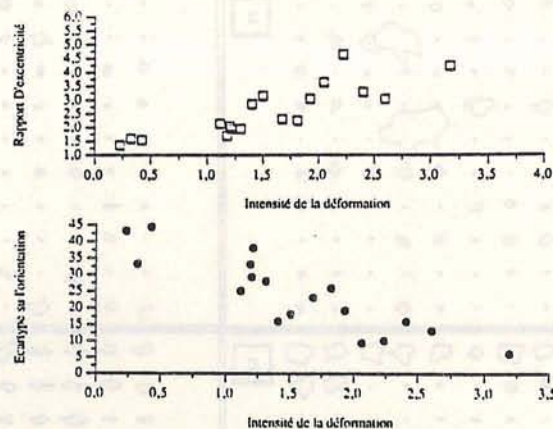


Figure IV.10 : Exemples de relations entre les paramètres moyens calculés sur les formes texturales et l'intensité de la déformation.

zones homogènes voire légèrement structurées.

Nous avons développé ce type d'analyse afin d'établir les bases d'une segmentation d'images naturelles sur critère de texture. Les nombreuses phases d'expérimentation aboutissent à un schéma relativement complet. Pour des problèmes de temps, nous n'avons pas testé les possibilités de la segmentation sur critère de texture dans le cadre de l'application aux roches déformées. Il serait néanmoins intéressant de le faire afin de comparer l'évolution de classes de textures avec la déformation.

IV.2.1 Méthodologie

Notre méthode¹ propose donc de déterminer des fenêtres de taille et de forme modulables en fonction du contexte sous-jacent. Sur ces fenêtres nous calculons un ensemble d'attributs propres à caractériser la fonction de luminance, reposant à la fois sur les propriétés structurales et statistiques de la fenêtre extraite. Dans une première phase de réglage du modèle l'analyse de données permet de réduire le nombre de ces attributs aux seules variables discriminantes.

Nous prenons une population d'apprentissage caractérisée par ces attributs discriminants. Sur celle-ci, nous obtenons la discrimination des textures au sein de l'image par une classification optimale des attributs de la population.

L'étape suivante consiste, sur la base de la partition obtenue, à affecter le vecteur d'attribut calculé à la classe de texture la plus proche.

La méthode se décompose en plusieurs étapes (fig. IV.2.1) :

- (1) Apprentissage de la population de primitives de texture contenue dans l'image :
 - prise de points d'analyse dans l'image :
 - choix de points ou zones d'intérêt de manière interactive.
 - choix de points dont la position est déterminée de manière aléatoire
 - prise de points régulièrement à partir d'une grille posée sur l'image

¹Cette étude a été réalisée avec la collaboration de deux personnes : Madame B. Escofier (Professeur IUT Vannes) et Monsieur S. Desvaux (encadrement d'un stage de 5ème année INSA, option Informatique).

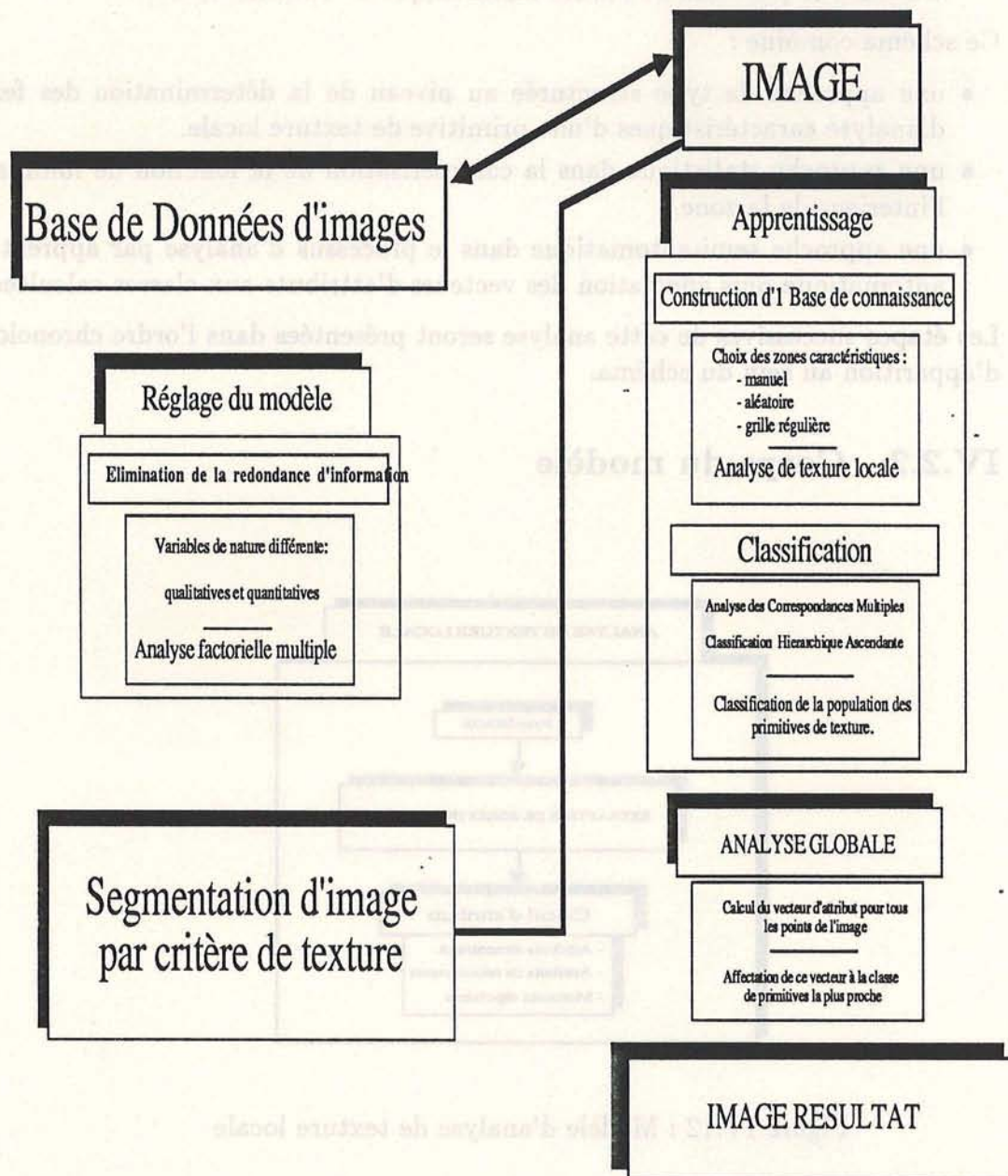


Figure IV.11 : Synoptique de la méthode d'analyse de texture

- classification de la population de points à travers ses vecteurs d'attributs. Ceci aboutit à la définition d'un certain nombre de classes de texture à l'intérieur de cette population.
- (2) Affectation des vecteurs d'attributs associés à chaque point de l'image par rapport à la base de classes déterminées précédemment. Visualisation de l'image classifiée et parcours de l'arbre hiérarchique de classification.

Ce schéma combine :

- une approche de type structurée au niveau de la détermination des fenêtres d'analyse caractéristiques d'une primitive de texture locale.
- une approche statistique dans la caractérisation de la fonction de luminance à l'intérieur de la zone.
- une approche semi-automatique dans le processus d'analyse par apprentissage automatique puis affectation des vecteurs d'attributs aux classes calculées.

Les étapes successives de cette analyse seront présentées dans l'ordre chronologique d'apparition au sein du schéma.

IV.2.2 Corps du modèle

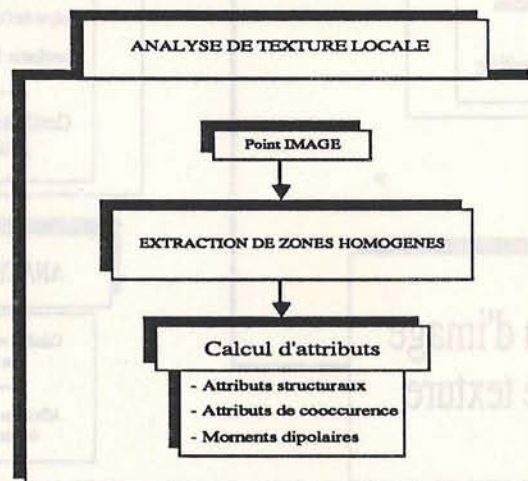


Figure IV.12 : Modèle d'analyse de texture locale

a) Détermination de la zone d'intérêt

Le modèle d'analyse de texture présenté ([Barba et Ronsin [83]]) permet de caractériser une zone variable dépendante de la texture locale. Cette base nous place déjà dans un contexte beaucoup plus favorable que celui du choix de fenêtres carrées. La forme texturale calculée en chaque point est utilisée comme un masque afin de récupérer la fonction de luminance sous-jacente. Les exemples de la figure IV.13 présentent quelques exemples de fenêtres extraites de cette manière et le même masque carré pour une variable de taille équivalente :

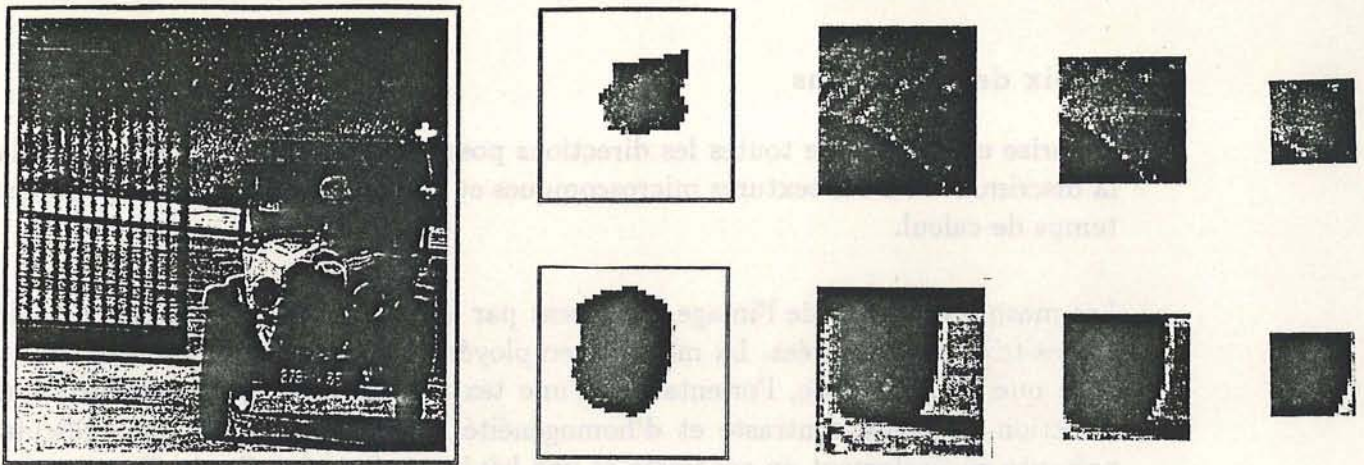


Figure IV.13 Exemple de masques extraits par la méthode de l'intégrale curviligne. Les deux croix blanches sur l'image **voiture** précisent la position de deux points d'analyse. Les deux masques extraits sont présentés sur la première colonne (paramètres de calcul identiques). Pour obtenir une homogénéité visuelle équivalente en prenant un masque carré centré sur le point d'analyse (colonnes suivantes), nous sommes obligé de réduire la taille du masque, variation difficile à contrôler automatiquement.

b) Calcul d'attributs

Deux familles de paramètres ont été sélectionnées (cf Chap. 3) :

- Attributs morphologiques :
 - Surface du masque
 - Périmètre du masque
 - Rapport de compacité
 - Rapport d'excentricité (rapport des deux premiers moments d'inertie)
 - Orientation du moment d'inertie principal
- Attributs statistiques caractérisant la fonction de luminance à l'intérieur de la fenêtre. Il s'agit de paramètres liés à l'histogramme de luminance :
 - Moyenne
 - Variance
 - Skewness
 - Kurtosis

Et également de paramètres liés aux cooccurrences :

- Attributs de cooccurrence : Contraste, Homogénéité, Energie, Cluster Shade, Cluster Prominence.
- Moments dipolaires de degré ≤ 4 .

c) Réglage des paramètres de calcul

Les attributs de cooccurrence sont attachés à un vecteur de translation donné. Dans un voisinage de taille $N \times N$ pixels, le nombre de relations spatiales s'élève à $2N(N-1)$. Afin de réduire le nombre de translation la première partie de notre étude consistera à étudier l'influence du nombre de ces translations sur la discrimination des textures.

Choix des directions

La prise en compte de toutes les directions possibles apparaît souvent inutile dans la discrimination des textures microscopiques et de plus accroît considérablement le temps de calcul.

Les masques extraits de l'image traduisent par leur forme les orientations des différentes textures observées. La méthode employée pour déterminer les masques suppose que, si elle existe, l'orientation d'une texture correspond visuellement à une direction de faible contraste et d'homogénéité. Donc la direction perpendiculaire présente généralement un contraste et une hétérogénéité plus élevés. En partant de cette hypothèse, nous proposons de restreindre les directions d'analyse à ces deux seules directions : la direction parallèle à la direction majeure de la texture locale et la direction perpendiculaire.

La direction de la texture varie d'un point d'analyse à l'autre. Cet aspect présente avantages et inconvénients ; avantages si l'aspect orientation du contexte local ne revêt aucune importance, inconvénients dans le cas contraire. Ce dernier point peut être partiellement éliminé par la conservation de l'orientation de la forme texturale (masque) comme paramètre.

Choix de la norme des vecteurs de translation

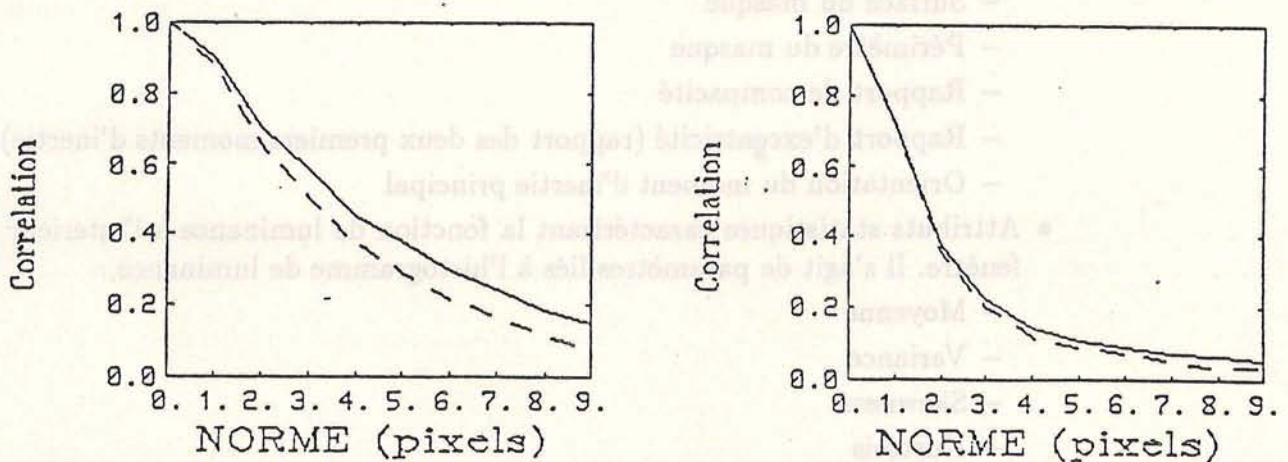


Figure IV.14 : Exemple de relation entre la corrélation moyenne entre le bipoint considéré et la norme du vecteur de translation

Le choix des normes des vecteurs de translation s'avère souvent aussi délicat que celui de leur direction. Nous avons choisi d'exprimer les luminances pour une certaine relation spatiale à travers la corrélation entre les luminances L_{x_1} et L_{x_2} . Les courbes de la figure IV.14 montrent la corrélation moyenne entre L_{x_1} et L_{x_2} à norme croissante sur 400 masques extraits pour deux directions données perpendiculaires. Les remarques sont les suivantes :

- Quand la norme du vecteur tend vers 0, la probabilité d'occurrence se réduit à une probabilité d'ordre 1 (donc la cooccurrence ne sert à rien)

- Au delà d'une certaine norme (≥ 5), il n'y a plus de corrélation entre les luminances et la notion de cooccurrence n'existe plus puisque $\text{Prob}(L_{x_1} = L_1, L_{x_2} = L_2) = \text{Prob}(L_{x_1} = L_1) * \text{Prob}(L_{x_2} = L_2)$.
- La corrélation tend irrémédiablement vers 0 lorsque la norme du vecteur de translation augmente ; cette propriété est caractéristique des textures homogènes.

Il est donc possible de déterminer une borne supérieure sur la norme au delà de laquelle le calcul des attributs de cooccurrence est inutile. La suite de l'analyse nous permettra de préciser les valeurs possibles de ces normes pour les images analysées. La proposition retenue sera de calculer cette courbe de corrélation sur l'image comme base d'apprentissage.

Gestion du recouvrement entre les zones analysées

La prise de points régulièrement sur l'image suppose une gestion des recouvrement entre fenêtres d'analyse. La position des différents auteurs sur ce recouvrement n'est pas très claire, en effet chacun propose 50 % de recouvrement entre les fenêtres d'observation est suffisant pour décrire la texture. Pour notre part, ce problème n'a pas été abordé. Nous avons considéré tous les points de l'image et non pas 1 point sur n. Le but était de mettre en exergue le contexte autour d'un point et non pas les interactions entre les différents contextes plus difficiles à gérer automatiquement.

d) Conclusion

Le modèle proposé comprend un certain nombre d'étapes allant à la fois l'analyse des orientations préférentielles de contextes locaux et le calcul d'attributs structuraux et statistiques.

Pour quatre vecteurs de translation (deux normes dans la direction de la texture et deux normes dans la direction perpendiculaire) nous disposons maintenant de 54 variables qui se répartissent de la manière suivante :

- 2*2*6 moments dipolaires
- 2*2*5 attributs de cooccurrence
- 4 paramètres de luminance
- 6 paramètre structuraux

Il apparaît évident qu'il n'est pas possible de conserver un tel vecteur d'attributs. La première phase de l'expérimentation a été d'utiliser les techniques fournies par l'analyse des données afin d'éliminer l'information redondante entre ces attributs. L'analyse des données nous a également permis de définir les normes de vecteur de translation optimales parmi le choix restreint qu'il nous restait.

La suite de l'analyse est le test de ce schéma avec :

- validation des choix des translations
- validation des résultats de l'analyse des données
- trouver les limites d'application du schéma ainsi que les améliorations possibles à cette méthode

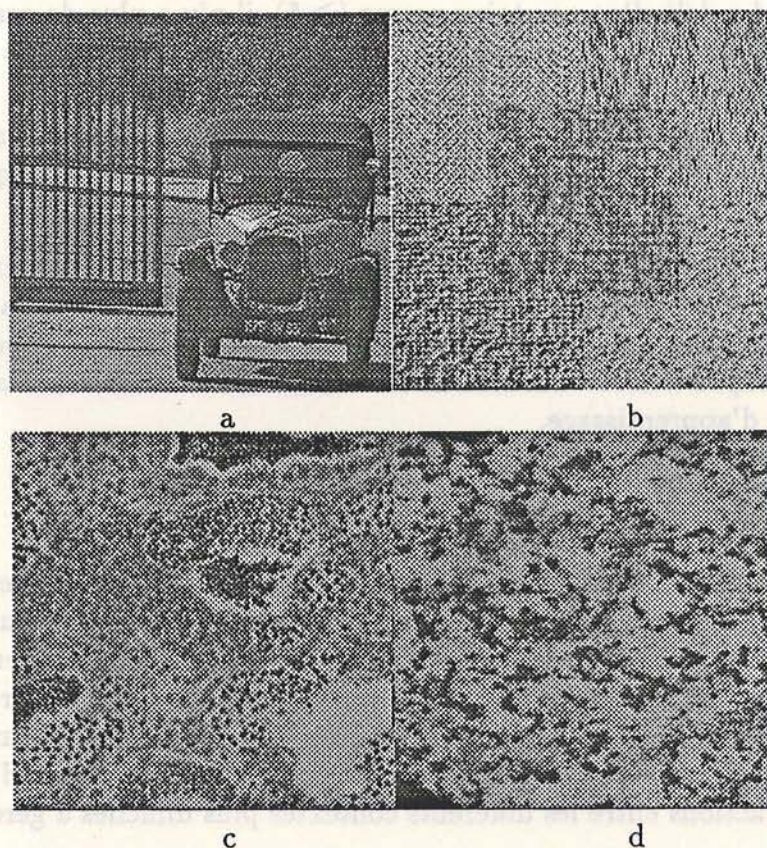


Figure IV.15 : Catalogue d'images testées par la méthode d'analyse de texture. Voiture (fournie par le CCETT) a, Texture b, Coupe histologique c et Roche peu déformée (Granite de l'Aar) d.

IV.2.3 Réglage du modèle

La totalité de la chaîne proposée a été installée puis testée sur des images naturelles assez différentes et multitexturées (fig. IV.15) :

- image extraite d'une séquence Voiture (fournie par le CCETT)
- image synthétique (patchwork de texture extraites de Brodatz)
- image de coupe histologique (amas cellulaires)
- image de section rocheuse (granite peu déformé)

a) Analyse des données texture

A défaut de connaître la totalité des primitives de texture existant dans la nature, nous avons bâti ce schéma en établissant une première étape d'apprentissage. Ceci permet d'établir en quelque sorte une fiche signalétique de la population globale de texture au sein d'une image ainsi que les caractéristiques de chaque classe de cette population. L'intérêt majeur de ce travail est de mimer le système visuel. Deux phénomènes sont pris en compte :

- Par leur nature intrinsèque, certains paramètres sont susceptibles de traduire la même information au niveau de la caractérisation de la texture. Les redondances

d'information entre les paramètres ne seront jugées significatives et éliminées que si elles apparaissent régulièrement et de manière importante sur un grand nombre de mesures et sur différents types de texture et d'images.

- Lorsqu'un paramètre est de valeur identique pour deux zones différentes, notre système de perception le place au second plan et utilise un autre type de donnée pour discriminer les zones. L'analyse factorielle considère les données d'une manière similaire. En effet, l'influence du paramètre de même valeur dans la constitution des axes factoriels est minime et au contraire seules les variables de valeurs très différentes entre les zones vont être utilisées dans l'établissement des axes factoriels. Prenons l'exemple d'une image comportant deux zones de texture ayant même luminance mais une variance différente :

la luminance paramètre nondiscriminant va être fortement corrélée au second axe et la variance va être corrélée au premier axe factoriel. Toute l'information pertinente pour la discrimination sera contenue sur le premier axe. L'avantage majeur de ce schéma est que la méthode permet de trouver les axes majeurs discriminants au mieux la population quelque soit les paramètres importants et surtout sans notre connaissance.

Le logiciel SPAD² a été utilisé pour l'élimination de cette redondance d'information.

Nature des variables :

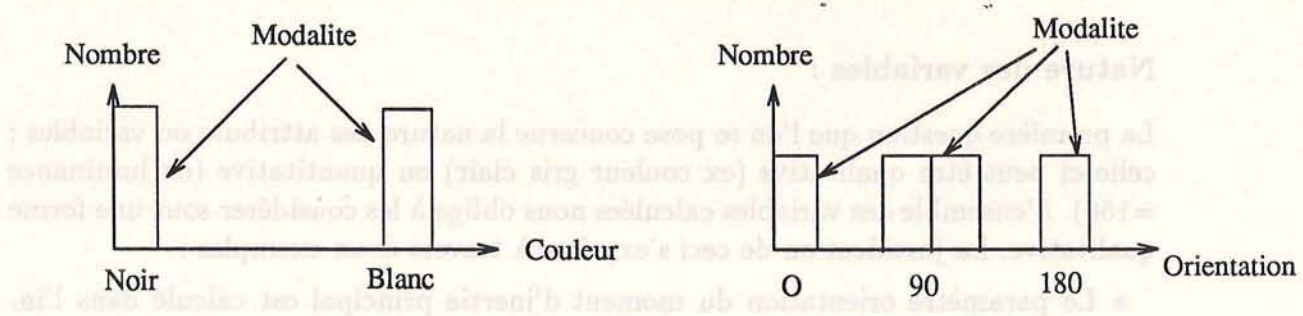
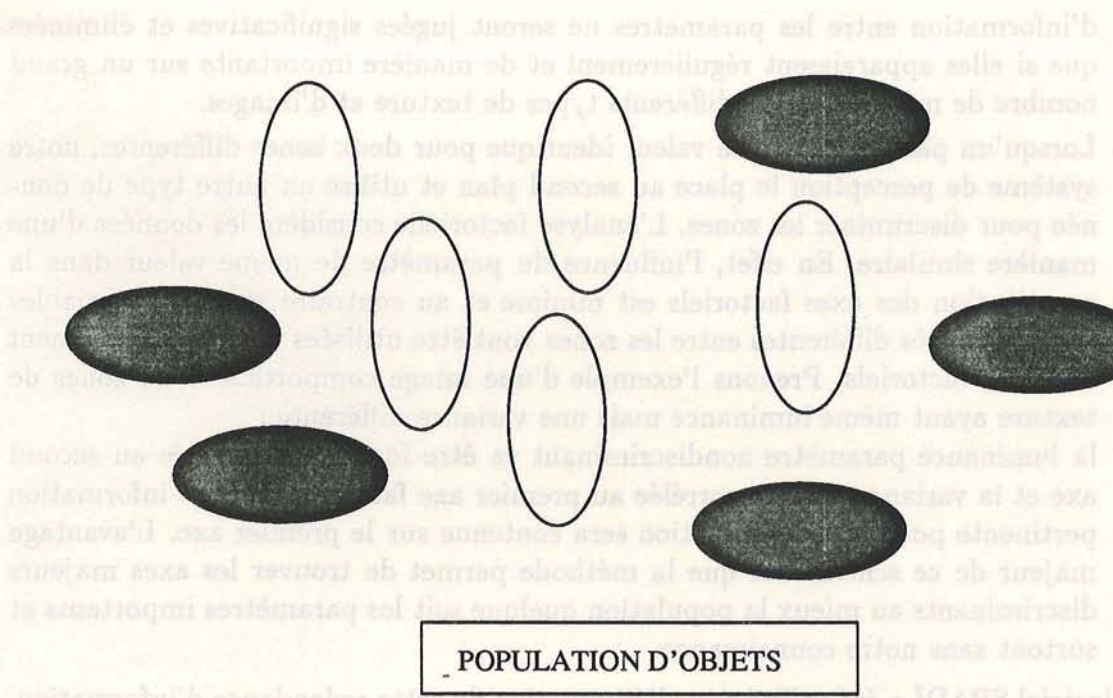
La première question que l'on se pose concerne la nature des attributs ou variables ; celle ci peut être qualitative (ex couleur gris clair) ou quantitative (ex luminance =150). L'ensemble des variables calculées nous oblige à les considérer sous une forme qualitative. La justification de ceci s'exprime à travers deux exemples :

- Le paramètre orientation du moment d'inertie principal est calculé dans l'intervalle $[0^\circ, 180^\circ[$. Si la variable est interprétée comme quantitative, les valeurs proches de 0 et de 180° s'avèrent les plus éloignées dans cet intervalle. Ceci est en contradiction avec la signification de la variable, les directions proches de 0 et de 180° sont proches de la direction horizontale ; ils ont donc la même signification dans le cas de notre problème. Le recodage de cette donnée numérique en variable qualitative permettra ensuite d'éliminer ce problème et également de détecter des liaisons non linéaires entre les variables.

Soit l'exemple suivant (fig. IV.16) où les deux paramètres utilisés sont la luminance et l'orientation sur une population d'objets noirs ayant une orientation proche de l'horizontale et d'objets blancs orientés verticalement. Un recodage des variables numériques en modalités qualitatives permettra de trouver : que la modalité "noir" est liée avec la modalité " 0° " et la modalité " 180° " ; que la modalité "Blanc" est liée avec la modalité " 90° ". La conservation de variables numériques n'aurait pu mettre en évidence cette relation non-linéaire entre les deux types de variables. Ce recodage n'exclut pas de déterminer des liaisons linéaires entre variables.

- La distribution de certains paramètres pose parfois de gros problèmes d'interprétation. Par exemple les moments statistiques de degré élevé (Skewness, Kur-

²Système Portable pour l'Analyse des Données [Lebart [85]]



Calcul des modalites

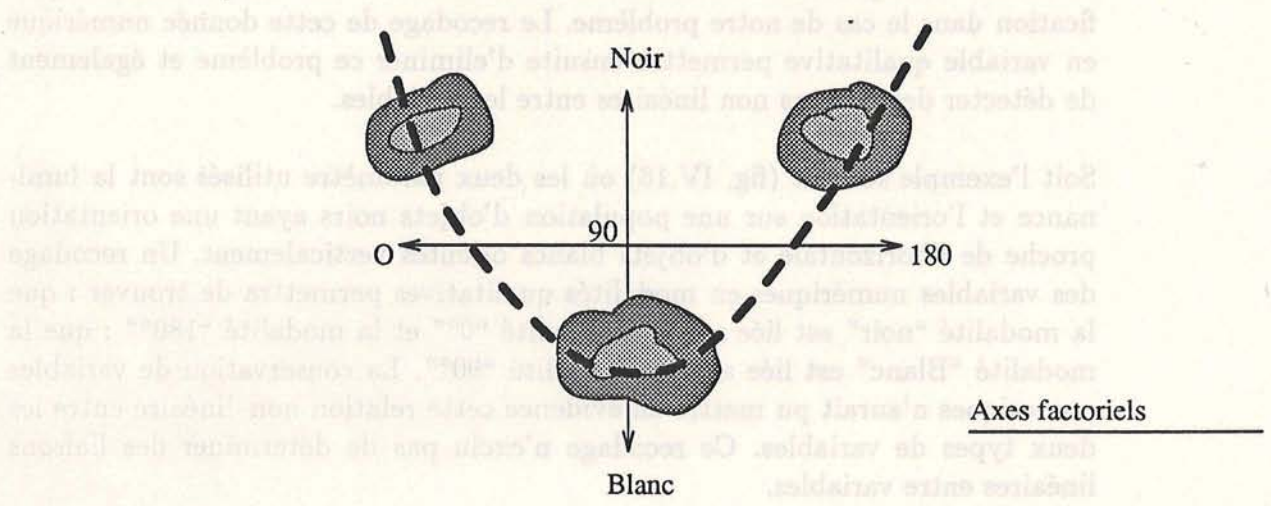


Figure IV.16 : Exemple de détermination de modalités et utilité d'emploi de variables qualitatives dans une classification.

tosis, Moments dipolaires) présentent une distribution des valeurs très éloignée d'une distribution de type gaussienne (plus proche d'une distribution de type Log-normale avec des valeurs extrêmes éloignées).

L'analyse de tel groupes de variables peut alors être faussée par la présence de ces valeurs extrêmes parfois non représentative de la population.

Recodage des variables quantitatives en variables qualitatives (modalités) :

Le logiciel SPAD nous fournit un outil de transcription que nous jugeons utile d'exposer ici. La répartition des variables se fait en un nombre fixé de classes d'effectifs à peu près égaux. Les justifications théoriques à ce schéma sont :

- dans l'analyse des modalités³, il est important que ces classes représentent une partie de la population, de poids égal afin que leur comparaison prenne un sens.
- un tel découpage permet d'atténuer l'effet perturbateur des modalités de faibles effectifs très éloignées de la population moyenne.

Le nombre de ces classes de recodage se détermine de façon heuristique ; en effet plus on diminue ce nombre plus on moyenne les diverses informations apportées par les paramètres et plus il est difficile de qualifier chaque classe. Au contraire, plus on augmente ce nombre de classes, plus on risque d'observer des phénomènes de nature très locale. Un facteur autre, lié à l'interprétation des résultats nous amène à un compromis situé vers 5 modalités pour chaque variable. Quelques tests effectués sur le nombre de modalités soulignent que trop de modalités mettent en exergue des phénomènes ponctuels, trop peu amenant par contre à un lissage des données.

Choix d'une méthode d'analyse factorielle :

SPAD contient un certain nombre de méthodes d'analyses factorielles. Le but ici est de synthétiser le nombre important de vecteurs d'attributs (données initiales) en données plus concises contenant le maximum d'informations. On obtient une représentation des variables initiales sur de nouvelles variables : les axes factoriels (facteurs), décorrélés entre eux et obtenus par combinaison des variables initiales.

Le changement de repère dans l'espace des variables permet de réduire la dimension de l'espace des paramètres tout en conservant l'information primordiale. Les redondances d'information entre les variables seront exprimées par leur position commune ou proche sur les facteurs. Les variables les plus discriminantes seront définies par leur contribution à la formation de ces axes.

Les méthodes d'analyse factorielle utilisées sont au nombre de trois :

- Analyse en Composantes Principales (ACP) qui repose sur l'étude des corrélations entre variables quantitatives par combinaison linéaire des variables initiales pour l'obtention des axes factoriels.

³Modalité = classe d'effectif égal désigné par une seule et même variable, chaque variable initiale est alors désignée par l'indice de la modalité dans lequel elle se place. Par exemple pour un recodage en 5 modalités l'orientation 0 devient la modalité 1, 180 la modalité 5 et 90 la modalité 3.

- Analyse des Correspondances Multiples (ACM) qui permet le traitement des variables qualitatives.
- Analyse Factorielle Multiple (AFM) [Escofier et Pages [84]] qui combinant les deux approches permet l'étude des corrélations entre variables de nature différente et également de percevoir les effets de groupement de variables.

Analyse en Composantes Principales :

L'ACP permet d'établir les ressemblances (les proximités) entre des unités statistiques à travers les variables quantitatives. Pour une population caractérisée par trois variables, il est encore possible de faire une représentation dans l'espace (3D) et d'étudier les proximités entre les unités statistiques ; mais pour un nombre de variables supérieure à 3 la représentation graphique devient impossible. L'ACP nous permet de déterminer une représentation ajustée la moins déformée possible du nuage de points sur des plans. L'algorithme procède de la manière suivante :

- Quel est le point le plus proche du nuage M ?
- Quel est la droite la plus proche du nuage M ?
- Quel est le plan le plus proche du nuage M ?

L'inertie du nuage de points sera utilisée, le calcul commence par déterminer le centre de gravité du nuage M. L'inertie du nuage par rapport à un point a est définie par :

$$I[M/a] = \sum_{i=1}^n P_i (x_i - a)^2_M$$

On détermine ensuite le premier axe principal d'inertie Δ_1 de l'ACP qui minimise $I[M/\delta_1]$. Le premier axe principal est le vecteur propre associé à la plus grande valeur propre de la matrice d'inertie. Les axes suivants sont alors calculés sur le même principe en minimisant l'inertie d'un axe normé et orthogonal aux axes précédents.

Les Composantes Principales (CP) sont donc des combinaisons linéaires des variables, de plus les CP sont des variables centrées linéairement indépendantes et non corrélées entre elles.

L'analyse en composantes principales pose quelques problèmes ; en effet il est préférable que :

- les variables soient de même nature, de repartition (minimum, maximum) à peu près identique
- les corrélations (si elles existent) soient de type linéaire.

Ces conditions sont difficiles à vérifier lorsque l'on dispose de variables très différentes entre elles et surtout lorsque l'on a une connaissance très limitée d'un phénomène que l'on veut étudier. Cette méthode ne s'adapte pas beaucoup à la nature des variables que nous obtenons par le traitement d'images. La méthode suivante se présente comme un méthode beaucoup plus générale et plus robuste de traitement de nos données.

Analyse des Correspondances Multiples :

L'analyse des correspondances multiples s'applique essentiellement aux tableaux de contingence, croisements entre variables qualitatives. Chaque unité statistique est scindée en modalités construites sous un schéma de classes d'égal nombre. La représentation utilisée s'exprime sous la forme de tableaux disjonctifs complet (TDC). Dans ce tableau les lignes correspondent aux individus (points d'analyse de texture) et les colonnes aux modalités (attributs de texture associés). De même que pour l'ACP le but de l'ACM est de définir la fonction de ressemblance entre individus.

La structure des données fait en sorte que les tableaux à manipuler sont des tableaux binaires (constitués par des 0 ou des 1, affectation ou non de la variable à la modalité considérée) : la distance utilisée pour établir les proximités est la distance du χ^2 . L'avantage majeur de l'ACM repose dans la mise en évidence de relations ou liaisons non linéaires entre variables (ex parabolique). L'exemple cité précédemment nous montre bien que ce cas peut être fréquent dans les problèmes rencontrés.

Analyse Factorielle Multiple :

Une des propriétés essentielles de l'AFM réside dans la structuration des données qu'elle traite. Les variables sont dans un premier temps rassemblées par groupes, composés des variables soit qualitatives soit quantitatives. La méthode s'articule autour de deux étapes principales : la première est une analyse séparée de chaque groupe, ceci permet de détecter les liaisons entre variables à l'intérieur d'un même groupe. Dans la seconde étape, l'analyse porte sur toutes les variables et permet de juger de la dépendance totale ou nulle de certains groupes ou de déterminer les variables de chaque groupe qui contribuent à leur dépendance partielle.

A l'issue de la première étape, l'AFM normalise l'influence de chaque groupe : elle affecte d'un poids faible les variables appartenant à un groupe où celles-ci sont fortement liées et inversement. Ceci a pour effet de limiter les influences des liaisons intra-groupes qui peuvent masquer dans l'analyse globale les liaisons entre variables de groupes différents. Cette autre propriété constitue un avantage par rapport à l'ACM où bien souvent seules les liaisons prépondérantes apparaissent nettement sur les axes factoriels.

La démarche suivie sera d'utiliser dans un premier temps l'AFM afin de réduire le nombre de paramètres dont nous disposons (> 60). Cette opération répétée sur des images différentes permet avec une bonne marge de certitude d'éliminer la redondance d'information entre paramètres. Ces paramètres éliminés présentent systématiquement une corrélation forte avec d'autres paramètres.

b) Etude de la redondance d'information

Utilisation de l'AFM et interprétation des résultats : L'étude a été réalisée sous la forme d'un encadrement d'un stage d'ingénieur INSA. Pour plus de détails se reporter à [Desvaux [88]] ; nous reprenons ici les grandes lignes de ce travail :

- Trois ensembles de paramètres présentent une redondance systématique sur les images analysées, il s'agit :
 - * des paramètres qui traduisent les propriétés de contraste : surface et moment d'inertie de la forme texturale, écart-type, contraste et homogénéité de la fonction de luminance sous-jacente au masque.
 - * des moments de degré 3 : Skewness, Cluster shade et les moments dipolaires de degré 3.
 - * des moments de degré 4 ; Kurtosis, Cluster Prominence et les moments dipolaires de degré 4.
- Les résultats de l'AFM ont confirmé que :
 - * La mesure des paramètres de cooccurrence sur les translations où les dépendances spatiales entre les luminances sont fortes, n'apporte pas d'information supplémentaire, relative aux propriétés des microtextures.
 - * Sur deux translations, où les corrélations des luminances sont du même ordre (ex fig.IV.17), les mesures des paramètres de cooccurrence apparaissent souvent liées. Par exemple dans une texture sans orientation préférentielle, l'estimation de la cooccurrence dans deux directions exprime la même information.

Exemple d'utilisation de l'AFM :

Sur deux images, l'une d'une voiture et l'autre d'une coupe histologique nous procédons à une analyse de 200 points d'observation sur chaque image. Une analyse factorielle multiple est lancée sur les variables calculées regroupées de la manière suivante :

- Skewness (sk1..sk5)
- Cluster shade (ca1..ca5), 2 moments dipolaires $S_{1,2}$ et $S_{2,1}$ (ma1..ma5, na1..na5) calculés pour une translation de norme 1, et parallèle à l'orientation du masque.
- idem pour une translation perpendiculaire à l'orientation principale (cb1..cb5, mb1..mb5, nb1..nb5)
- idem pour une translation de norme 4 et parallèle à l'orientation (cc1..cc5, mc1..mc5, nc1..nc5).
- idem pour une translation de norme 4 et perpendiculaire à l'orientation (cd1..cd5, md1..md5, nd1..nd5).

Le rangement des différentes modalités sur les deux premiers axes factoriels illustre principalement les liaisons entre Skewness et les attributs de cooccurrence, corrélation qui apparaît sur les 5 modalités. Les paramètres se regroupant de cette manière expriment une redondance d'information.

Pour chaque regroupement constaté simultanément sur toutes les images, nous choisissons alors un des paramètres du groupe (le plus simple à calculer) comme

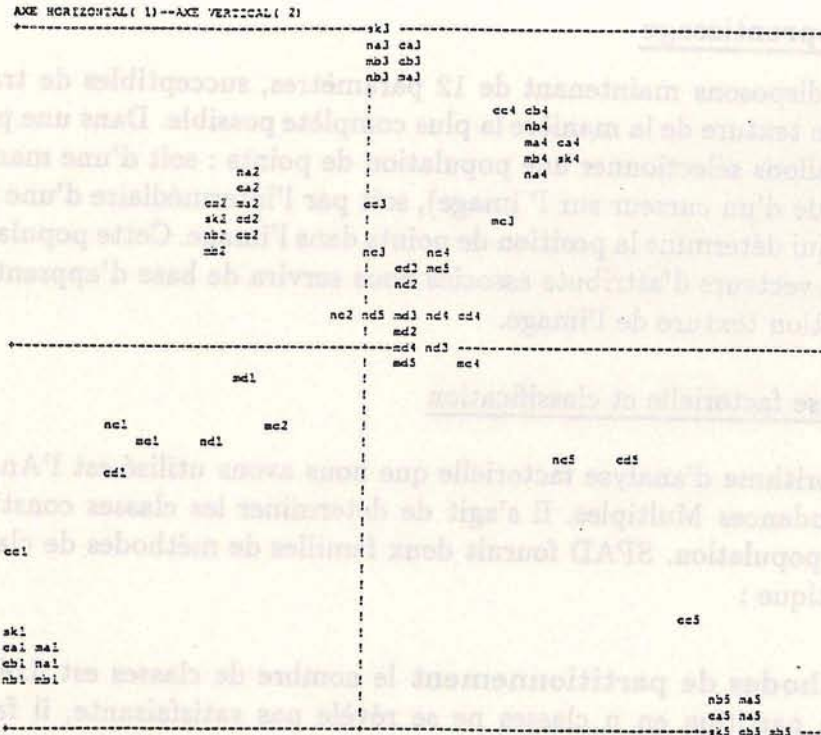


Figure IV.17 : Disposition des modalités dans le plan factoriel engendré par les deux premiers axes

élément représentatif. Lorsque certaines corrélations ne sont pas vérifiées sur toutes les images les paramètres sont conservés.

Conclusion :

L'interprétation de l'AFM sur les images dont nous disposons a permis d'éliminer la redondance d'information en ne conservant que les 12 paramètres suivants :

- 1 paramètre structural : orientation de la forme texturale.
- 3 paramètres de luminance : moyenne, skewness, kurtosis.
- 2 translation avec pour chacune 4 paramètres de cooccurrence : homogénéité, énergie, et moments dipolaires $S_{1,2}(v)$ et $S_{1,1}(v)$.

Certaines images, par exemple la coupe histologique montrent parfois une corrélation entre le paramètre luminance et skewness. Dans de telles images, la conservation de deux paramètres redondants revient à donner un poids double au paramètre luminance. Cet effet est difficile à contrôler : suivant l'importance de la contribution de la luminance à la discrimination des textures, on peut soit diminuer soit augmenter l'influence de paramètres importants. Seule une étude de l'analyse factorielle pour chaque image nous permettrait de résoudre ce problème.

c) Apprentissage

Nous disposons maintenant de 12 paramètres, susceptibles de traduire l'information texture de la manière la plus complète possible. Dans une première étape nous allons sélectionner une population de points : soit d'une manière manuelle (à l'aide d'un curseur sur l'image), soit par l'intermédiaire d'une fonction aléatoire qui détermine la position de points dans l'image. Cette population de points et des vecteurs d'attributs associés nous servira de base d'apprentissage de l'information texture de l'image.

Analyse factorielle et classification

L'algorithme d'analyse factorielle que nous avons utilisé est l'Analyse des Correspondances Multiples. Il s'agit de déterminer les classes constitutives parmi cette population. SPAD fournit deux familles de méthodes de classification automatique :

Méthodes de partitionnement le nombre de classes est fixé à l'avance. Si la partition en n classes ne se révèle pas satisfaisante, il faut relancer le procédé de classification avec une nouvelle valeur du nombre de classes. Cette méthode s'avère peu adaptée à notre schéma car on suppose n'avoir aucune connaissance a priori sur la nature de l'image tout du moins au niveau de l'apprentissage.

Méthodes de classification hiérarchique Cette seconde famille plus générale consiste en la construction de suites de partition de k classes, $k-1$ classes, $k-2$ classes, etc... emboîtées les unes dans les autres. A chaque étape, la partition en k classes est construite en regroupant deux classes de partition en $k+1$ classes. La classification hiérarchique fournit une suite de partitions de plus en plus grosses, partant d'un nombre de classes égal au nombre de points dans la population initiale jusqu'à un regroupement en 1 classe au sommet de l'arbre de classification. Les algorithmes de regroupement se déroulent tous d'une façon identique avec pour seule variante le critère de regroupement des classes [Fenelon [81]] [Ibrahim [84]]. Ces méthodes ont été choisies pour notre analyse.

Classification hiérarchique ascendante (CHA)

SPAD met en œuvre deux méthodes de classification qui utilisent le critère de WARD pour le regroupement des classes. La qualité d'une partition en k classes est donnée par son inertie inter-classe (et/ou son inertie intra-classe). L'inertie est calculée avec la métrique euclidienne usuelle dans l'espace des variables, qu'elles soient quantitatives ou qualitatives. Une bonne partition possède une inertie inter-classe forte et une inertie intra-classe faible. Le passage d'une partition en k classes en une partition en $k-1$ classes induit une diminution de l'inertie inter-classe.

Le critère de WARD contraint l'algorithme de classification à regrouper les deux classes les plus proches dans le sens où leur fusion minimise la perte d'inertie

inter-classe.

L'évolution de cette inertie nous renseigne sur la meilleure partition possible. En effet le passage de la partition optimale à une partition supérieure s'opère par un saut important du rapport : perte d'inertie inter-classe sur inertie intra-classe .

d) Conclusion

La classification opérée sur les coordonnées factorielles issues de l'analyse des correspondances multiples fournit un arbre de classification ainsi que l'histogramme des pertes d'inertie engendrées par chaque fusion de classe (illustrations d'une description des classes et des regroupement au niveau de l'arbre). Ces deux résultats permettent désormais de déterminer la ou les coupures optimales dans l'arbre de classification.

Actuellement ces coupures sur la base des sauts de transition du critère de Ward sont obtenues par l'observation de l'histogramme des pertes d'inertie. Il est possible d'envisager le calcul automatique du choix du nombre de classes, par l'intermédiaire de cet histogramme. La description des classes par les variables donne une évaluation du potentiel de chaque paramètre dans la discrimination des textures.

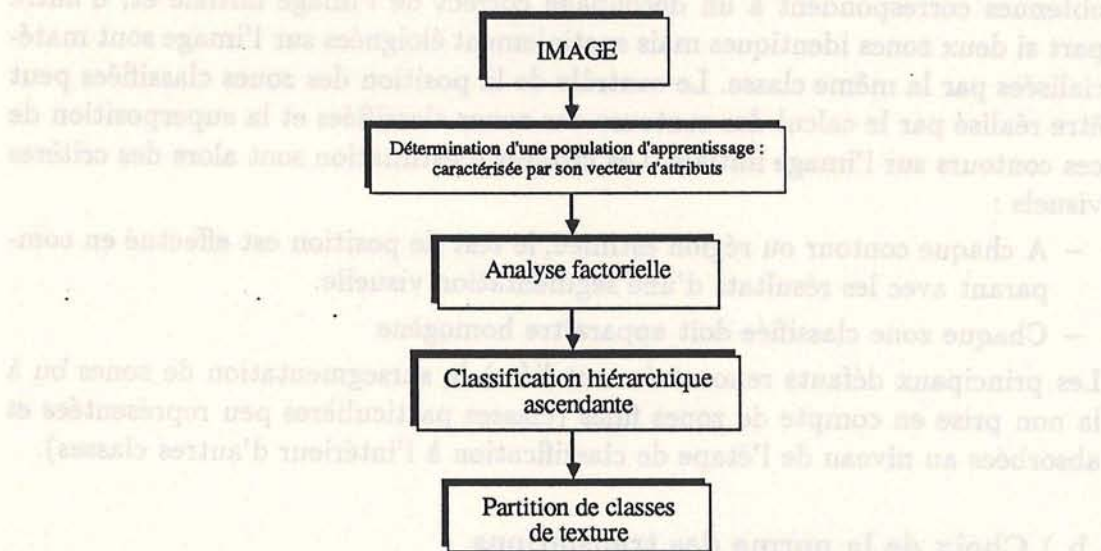


Figure IV.18 : Synoptique de l'apprentissage des caractéristiques des populations de texture

Le schéma IV.18 résume toutes les étapes mises en place lors de cet apprentissage. La suite de l'analyse consiste en une affectation du vecteur d'attribut calculé pour chaque point de l'image (balayage complet de la scène) à la classe déterminée la plus proche. Le critère de distance utilisé est la minimisation de la distance euclidienne entre le centre d'une classe et la position du point d'analyse dans l'espace des modalités.

IV.2.4 Experimentation

La méthode a été appliquée sur les 5 images. Les premières expérimentations concernent :

- Le choix de la valeur μ qui détermine une taille de contexte analysé (cf début du chapitre).
- Le choix des normes des vecteurs de translation utilisés dans le calcul des attributs de cooccurrence.

La visualisation des images nous oblige à considérer une coupure de l'arbre de classification relativement élevée (3-6 classes). Néanmoins nous essaierons de décrire les images au niveau de la meilleure coupure fournie par l'histogramme des pertes d'inertie de la classification hiérarchique ascendante. A partir de ces différentes observations nous montrerons quelques améliorations au modèle que nous avons développé ainsi que les perspectives du schéma d'analyse.

a) Contrôle des images classifiées

Les résultats d'analyse sont visualisés par une image où chaque point prend une valeur correspondant au numéro de la classe affectée. Par l'utilisation des tables de couleur, nous représentons ensuite chaque classe par une couleur.

L'interprétation directe de ces images consiste à regarder d'une part si les zones obtenues correspondent à un découpage correct de l'image initiale et, d'autre part si deux zones identiques mais spatialement éloignées sur l'image sont matérialisées par la même classe. Le contrôle de la position des zones classifiées peut être réalisé par le calcul des contours des zones classifiées et la superposition de ces contours sur l'image initiale. Les critères d'estimation sont alors des critères visuels :

- A chaque contour ou région estimée, le test de position est effectué en comparant avec les résultats d'une segmentation visuelle.
- Chaque zone classifiée doit apparaître homogène

Les principaux défauts rencontrés sont liés à la sursegmentation de zones où à la non prise en compte de zones fines (classes particulières peu représentées et absorbées au niveau de l'étape de classification à l'intérieur d'autres classes).

b) Choix de la norme des translations

Les expérimentations ci-dessus ont permis d'estimer une valeur de norme des translations pour le calcul d'attributs de co-occurrence.

En rappel, nous utilisons pour chaque point deux directions de translation : la première correspond à la direction d'allongement du masque d'analyse extrait, la seconde se trouvant située perpendiculairement à cette orientation. La direction principale représente l'orientation ou l'homogénéité visuelle de la texture locale est la plus forte ; inversement, la direction perpendiculaire est marquée par une homogénéité relativement plus faible. Dans le cas de structures homogènes non

orientées, il existe une faible différence d'homogénéité entre les deux directions. Au contraire, dans le cas de structures périodiques ou à direction privilégiée la différence entre les deux directions peut s'exprimer de manière sensible.

La courbe IV.14 montre qu'au delà d'une certaine norme de taille égale à 5, la corrélation entre le bipoint est proche de 0 : notre choix de norme se situe donc dans l'intervalle]1,5]. Cette remarque s'avère générale compte tenu de la prise de mesure dans des fenêtres homogènes. De plus, par le choix précédent sur les directions, la norme dans la direction parallèle à l'allongement du masque pour être significative doit tenir compte du fait suivant :

- la corrélation entre le bipoint dans une direction "homogène" est forte. Donc pour des normes faibles, il existe une corrélation forte et deux zones homogènes différentes vont être difficiles à identifier. Afin de percevoir l'information sans se placer dans le cadre de corrélations nulles entre les points, la norme choisie doit être élevée (3-4).

Au contraire, dans la direction perpendiculaire la corrélation est plus faible et décroît rapidement. L'hétérogénéité est généralement plus forte suivant cette direction. La norme est alors choisie avec une valeur faible (1-2).

Les tests ont été réalisés pour des couples de normes suivants :

- dans la direction \parallel à l'orientation du contexte local Norme 3 et \perp Norme 1
- dans la direction \parallel à l'orientation du contexte local Norme 4 et \perp Norme 1
- dans la direction \parallel à l'orientation du contexte local Norme 4 et \perp Norme 2
- dans la direction \parallel à l'orientation du contexte local Norme 3 et \perp Norme 2

Les images (fig.IV.19) montrent un exemple de résultats de classification en utilisant ces normes. Les meilleurs résultats ont été obtenus par une combinaison des normes 3 et 4 dans la direction principale, 2 et 1 dans la direction perpendiculaire. Par la suite, ces 4 normes (3+4 et 2+1) sont retenues.

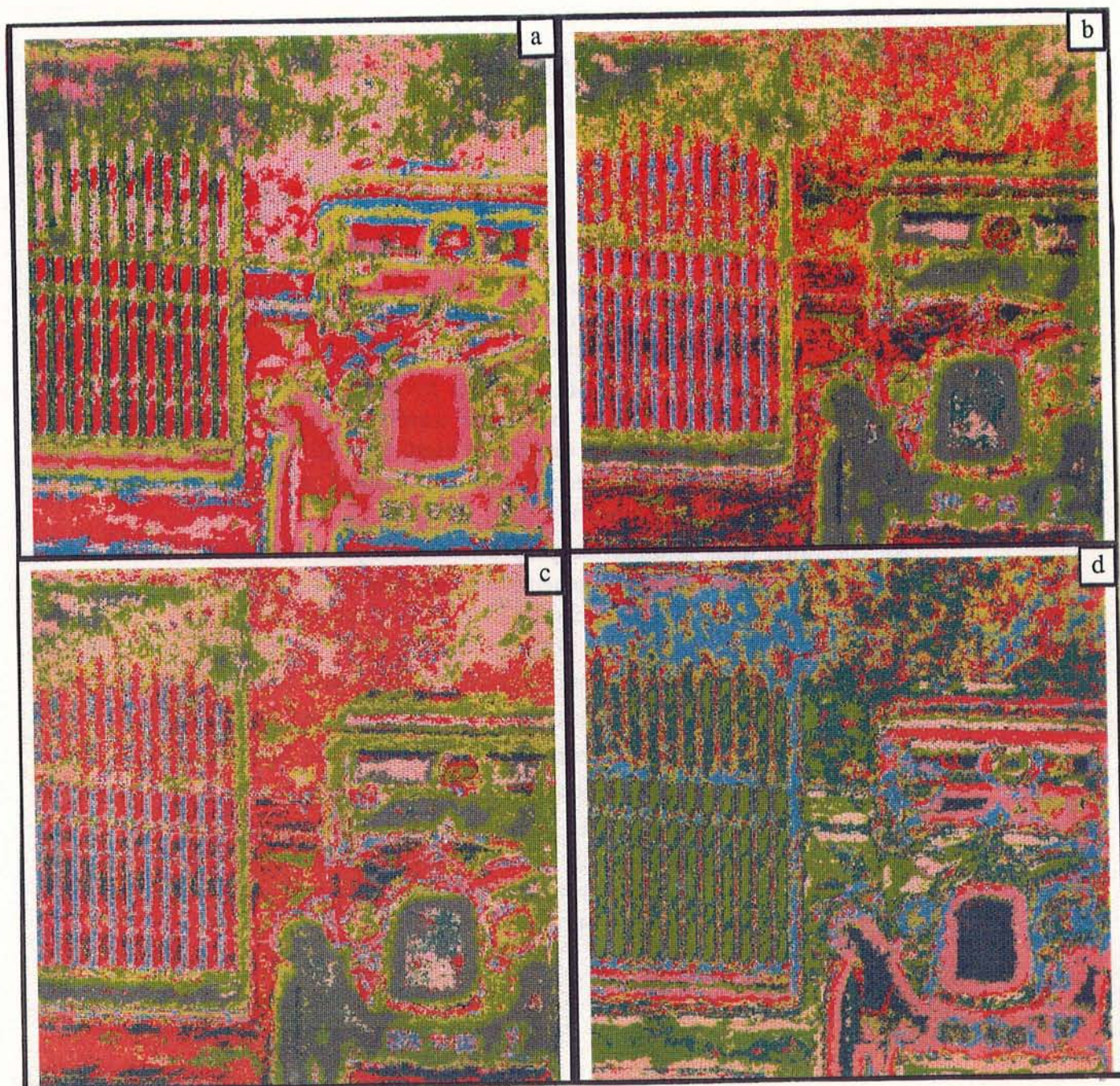


Figure IV.19 : Classification de l'image **Voiture** avec des valeurs de norme différente $\mu = 60$.
3 et 1 a, 4 et 1 b, 4 et 2 c, 3 et 2 d.

c) Etude de l'effet de variation de la taille moyenne de contexte

Les variations de la valeur du paramètre μ sont sensiblement équivalentes aux variations de la surface moyenne de la zone considérée. [Desvaux [88]] montre (fig. IV.20) les corrélations entre la valeur μ et la distance moyenne parcourue sur une image. Donc sans établir de règles précises nous considérons une certaine équivalence entre un contexte circulaire et le contexte ainsi déterminé. La différence se situe dans la modularité du masque aux configurations locales. Les planches (fig. IV.21) présentent les résultats de classification pour les différentes valeurs de μ .

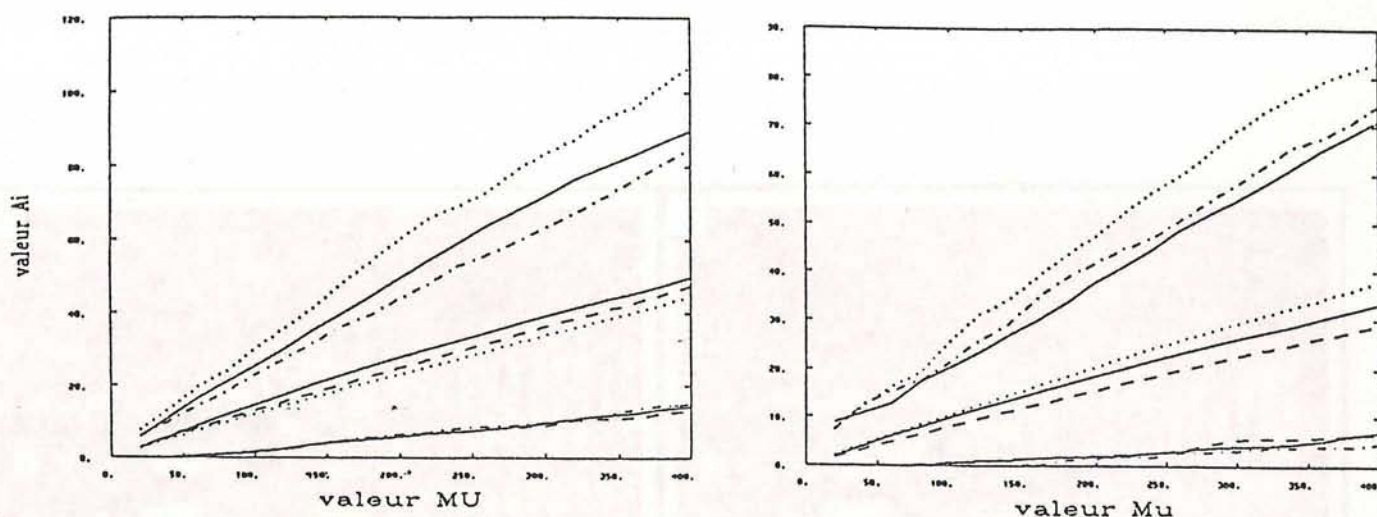


Figure IV.20 : Exemple de courbe de corrélation entre le paramètre μ et la taille des vecteurs A_i ; voiture a coupe histologique b. Les neuf courbes séparées en trois groupes correspondent aux maxima, moyenne et minima. Les directions 0° sont représentées en trait plein, 45° en pointillé large et 90° en pointillé fin.

D'une manière générale, les résultats ne sont guères satisfaisants. En fait, il semble difficile de régler ce paramètre automatiquement.

Les observations sur les images montrent que l'augmentation de μ a un effet positif dans la segmentation de zones de texture homogènes (ex broussailles au second plan de l'image voiture, noyaux dans la coupe histologique, image roche) ; ces zones apparaissent mieux définies.

Au contraire, l'effet est négatif dans les zones plus structurées telles que la voiture, l'image de Rennes ou la roche dans la détermination des zones sombres (biotites).

Dans ces dernier cas, l'augmentation de la valeur du paramètre provoque un lissage des transitions entre les zones, avec dans la situation extrême, une prépondérance de classes dites de transitions masquant les classes importantes. Ces problèmes rencontrés sont typiques ; en effet dans le cas du choix de fenêtres carrées, l'augmentation de la taille des fenêtres lisse l'information (comportement similaire à un filtre passe-bas de taille croissante avec une intégration d'information de plus en plus importante).

Nous avons testé le même schéma avec analyse de fenêtres carrées. Dans le cas des images non structurées telles que l'image coupe histologique, la méthode proposée et la prise de fenêtres carrées fournit un résultat similaire (zones homogènes, le masque est proche d'un cercle donc comparable à une fenêtre carrée. Au contraire, les différences sont sensibles pour les images où la structure est importante dans la perception de l'image (Voiture, Roche, Texture).

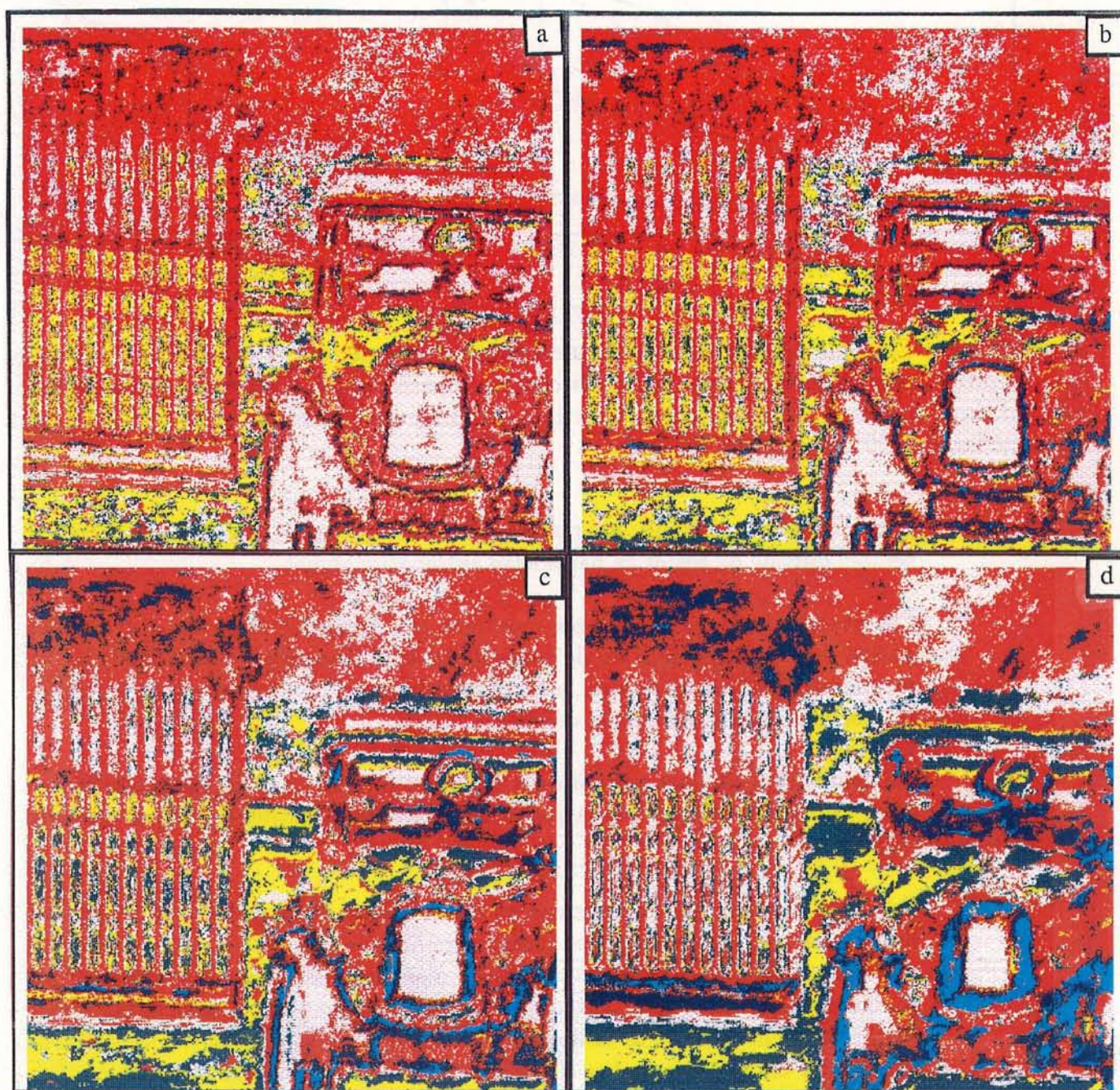


Figure IV.21 : Classification de l'image **Voiture** avec des valeurs de μ croissantes 30 a, 40 b, 60 c, 100 d.

Afin de palier ce défaut, nous avons choisi d'imposer une contrainte supplémentaire au niveau de l'extraction du masque d'analyse : le contrôle du calcul de la valeur A_i de la méthode BARBA à l'aide d'une image contour calculée par l'algorithme du gradient récursif [Deriche [87]] (voir en Annexe les images contours). Nous procédons de la manière suivante :

- Calcul de l'image contour
- Détermination de la valeur de la caractéristique texturale :
 - * soit déterminé par la méthode BARBA si aucun point contour dans l'image contour n'a été rencontré aux mêmes coordonnées que celles du signal analysé
 - * soit correspondant à la distance entre le point d'analyse et le point contour si celui ci est apparu avant la fin du test entre l'intégrale curviligne et la valeur μ

Par ailleurs, il convient de remarquer que les images classifiées avec une valeur de μ petite ($=30$) sont bruitées. Néanmoins elles contiennent une information intéressante. Une autre hypothèse de travail serait de lisser cette information afin d'éliminer le bruit. Nous proposerons par la suite un moyen simple de lissage des classes à posteriori.

d) Amélioration du modèle d'extraction de zones homogènes

Les figures montrent les résultats de l'introduction du seuil sur les contours pour une valeur de μ constante ($=60$). Par comparaison avec les images précédentes les résultats sont plus fins.

La structure de l'image est reconnaissable et les contours de classe s'accordent plus précisément avec les contours de l'image. Les défauts du modèle d'extraction de zones homogènes sont évoqués ici :

- Le modèle ne prend pas en compte l'existence de contours continus (sans hautes fréquences), le test sur le contour intervient ici.
- Le passage de texture n'est pas toujours bien perçu. Par exemple, deux textures différentes de luminance moyenne identique mais de contraste différent ne sont pas interprétées de la même manière par le modèle d'analyse. La zone extraite présente une hétérogénéité sur les bords avec un recouvrement sur une zone texturée différente.

e) Stabilité des regroupements sur l'arbre de classification

Une étape importante du schéma d'analyse est la classification des données de l'apprentissage. Nous étudions ici la stabilité des regroupements au niveau de l'arbre de classification fourni par l'analyse des données. Le contrôle s'opère de deux manières : une visualisation des images classifiées à un niveau bas de l'arbre de classification (15 classes) puis nous remontons dans l'arbre de classification en regroupant les classes. Le but de cette manipulation est d'observer comment s'opèrent les regroupements et sur quels critères.

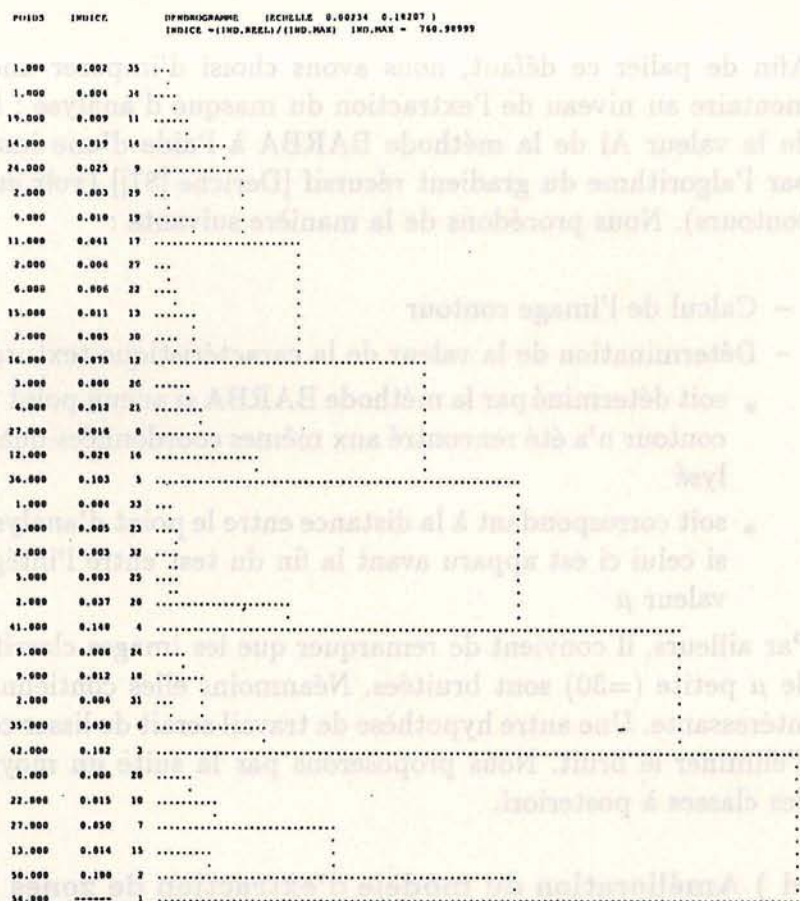


Figure IV.22.: Exemple d'arbre de classification, image voiture, 4 translation 3 4 et 2 1, $\mu = 60$.

L'arbre de classification est associé à une fonction exprimant l'évolution du critère de Ward (diminution du rapport Inertie intra-classe/Inertie globale) à chaque regroupement de classes. Cette fonction précise par des sauts importants du rapport (I_i/I_t) le nombre de classe optimum pour décrire la base de données. Ces transitions sont actuellement estimées par observation de la fonction et des transitions ; cette opération peut être envisagée automatiquement.

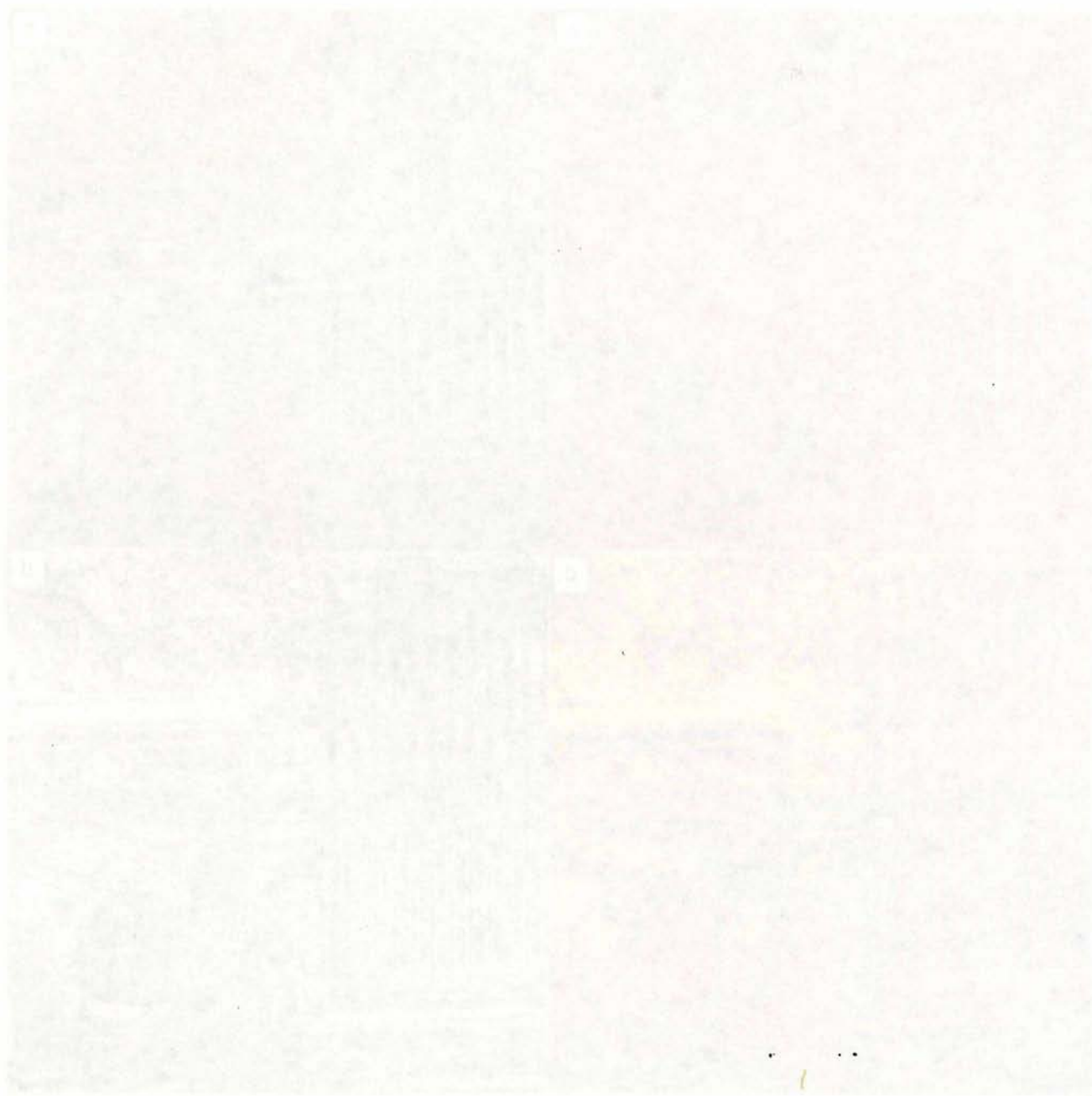
En fonction des regroupements, la description de chaque classe permet :

- de constater quels sont les paramètres qui discriminent les éléments des classes (luminance, énergie, etc...)
- de déterminer comment se place la classe (barycentre) dans le repère des axes factoriels et donc, à priori avec quelles classes elle peut se regrouper,
- d'obtenir un ensemble de renseignements statistiques sur le poids de chaque classe et sur le pourcentage d'éléments de la classe ayant une modalité déterminée (ex luminance faible associée avec contraste fort, etc...)

Ces contrôles sur les résultats nous permettent deux applications à postériori :

- L'obtention d'une description complète des objets de l'image correspondant à l'une des classes.
- Le regroupement des classes ayant des caractéristiques différentes mais formant par leur proximités une zone objet précise. L'image Coupe Histologique montre que l'interprétation directe de l'image classifiée en termes de groupes cellulaires n'est pas possible. Seul le regroupement de classes appropriées

nous permettrait d'aboutir à ce résultat.



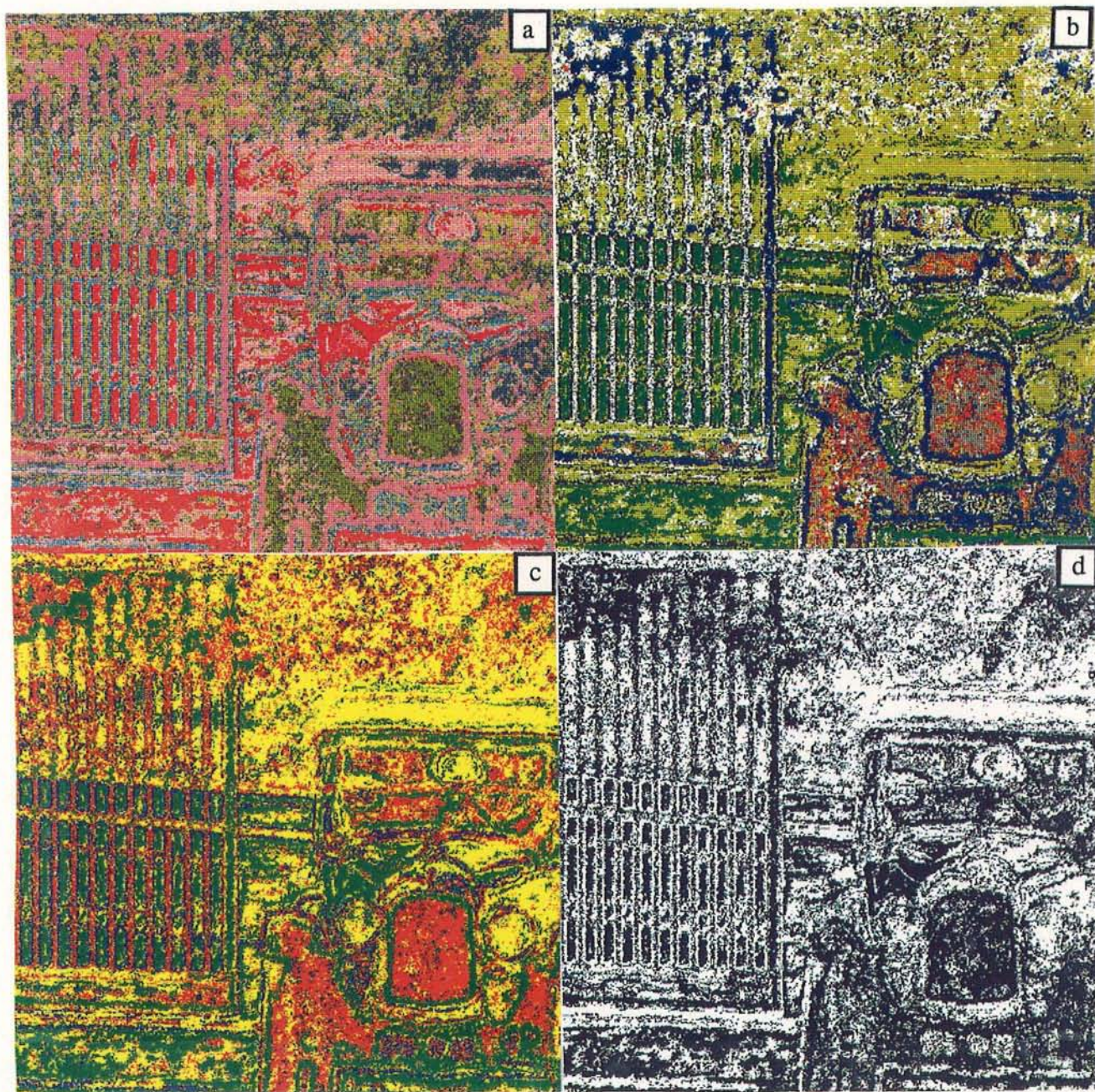


Figure IV.23 : Images classifiées avec parcours de l'arbre de classification et modification du nombre de classes par regroupement, 15 classes a, 8 b, 4 c, 2 d

IV.2.5 Résultats et conclusions

Nous présentons ici les résultats les plus significatifs obtenus après ces expérimentations.

Les images classifiées permettent une bonne discrimination des zones d'intérêt. Néanmoins, on remarque que certaines zones sombres visuellement homogènes se trouvent partagées en plusieurs zones réparties dans 1 ou 2 classes. Le bruit est généralement important sur l'image classifiée. Afin d'obtenir des contours acceptables nous opérons un filtrage majoritaire (fenêtre 3*3) sur l'image (la classe la plus représentée au sein de la fenêtre est affectée au point central). Ensuite nous calculons une image des contours des classes qui est superposée à l'image originale (niveaux de gris).

Nous répertorions ici les différents défauts observés, les causes possibles et les améliorations envisageables :

- L'image voiture présente une segmentation relativement bonne, les défauts observables sont repartis sur toutes les zones de l'image. Il s'agit de zones non segmentées ou sur segmentées.

La cause de ceci est liée au modèle d'apprentissage : les paramètres importants pour discriminer les zones de broussailles dans le fond de l'image et la zone voiture sont différents. Dans le premier cas, il s'agit certainement de paramètres de luminance d'ordre supérieur à 1 alors que l'ordre 1 suffit pour segmenter la voiture.

La représentation factorielle des données lisse les deux informations pour ne retenir que l'inertie totale du nuage de points, il y a donc obligatoirement une perte d'information.

L'apprentissage sur toute l'image n'est donc pas forcément une bonne solution lorsque l'image présente des textures de nature très différente.

Une solution serait de faire un apprentissage local sur fenêtres glissantes (taille 80*80) : la représentation des textures serait plus adaptée à une segmentation.

- L'image texture présente le même problème avec une difficulté à discriminer un type de texture orientée alors que cette opération semble simple. Schématiquement, l'analyse factorielle prend en compte, dans la formation des premiers axes, un aspect orienté et un aspect isotrope. Les deux nuages de points vont se situer aux deux extrémités de l'axe principal et la discrimination au sein de chaque nuage va donc être plus difficile. Ceci veut dire également que plus les textures sont différentes au sein d'une image, moins le modèle sait discriminer deux textures proches.
- L'image de roche est relativement bien segmentée, elle présente l'avantage de contenir une information texture répartie sur peu de paramètres (luminance, homogénéité).
- L'image de coupe histologique présente une bonne segmentation mais qui ne correspond pas à une reconnaissance des unités cellulaires. Une étape supplémentaire d'analyse par regroupement de classes pour former un groupe cellulaire est alors nécessaire. Cette étape pourrait se réaliser rapidement par

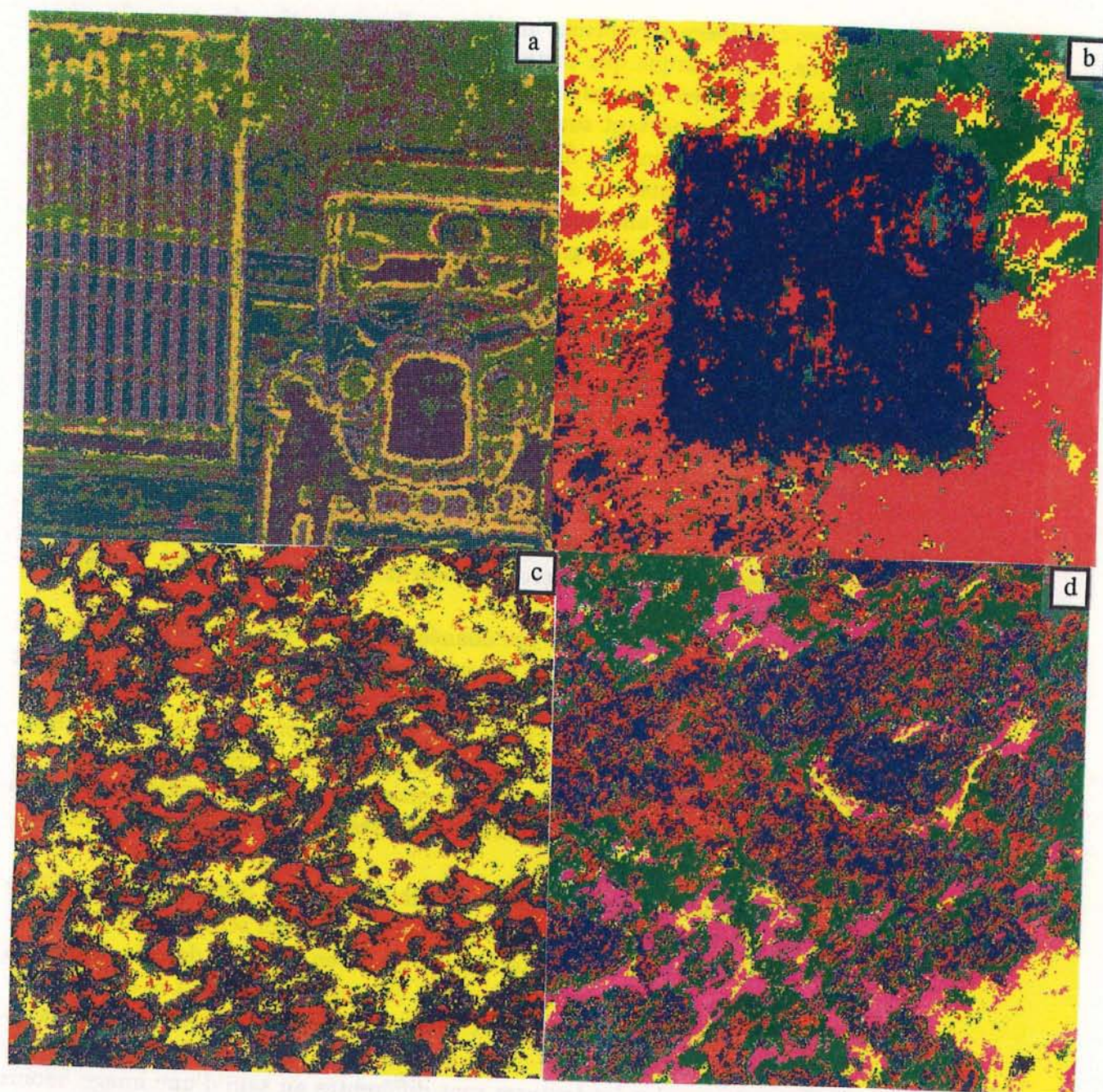


Figure IV.24 : Images classifiées, $\mu = 30$, 4 translation 3 1 4 2, a 10 classes b, 6 classes c, 4 classes d, 5 classes e.

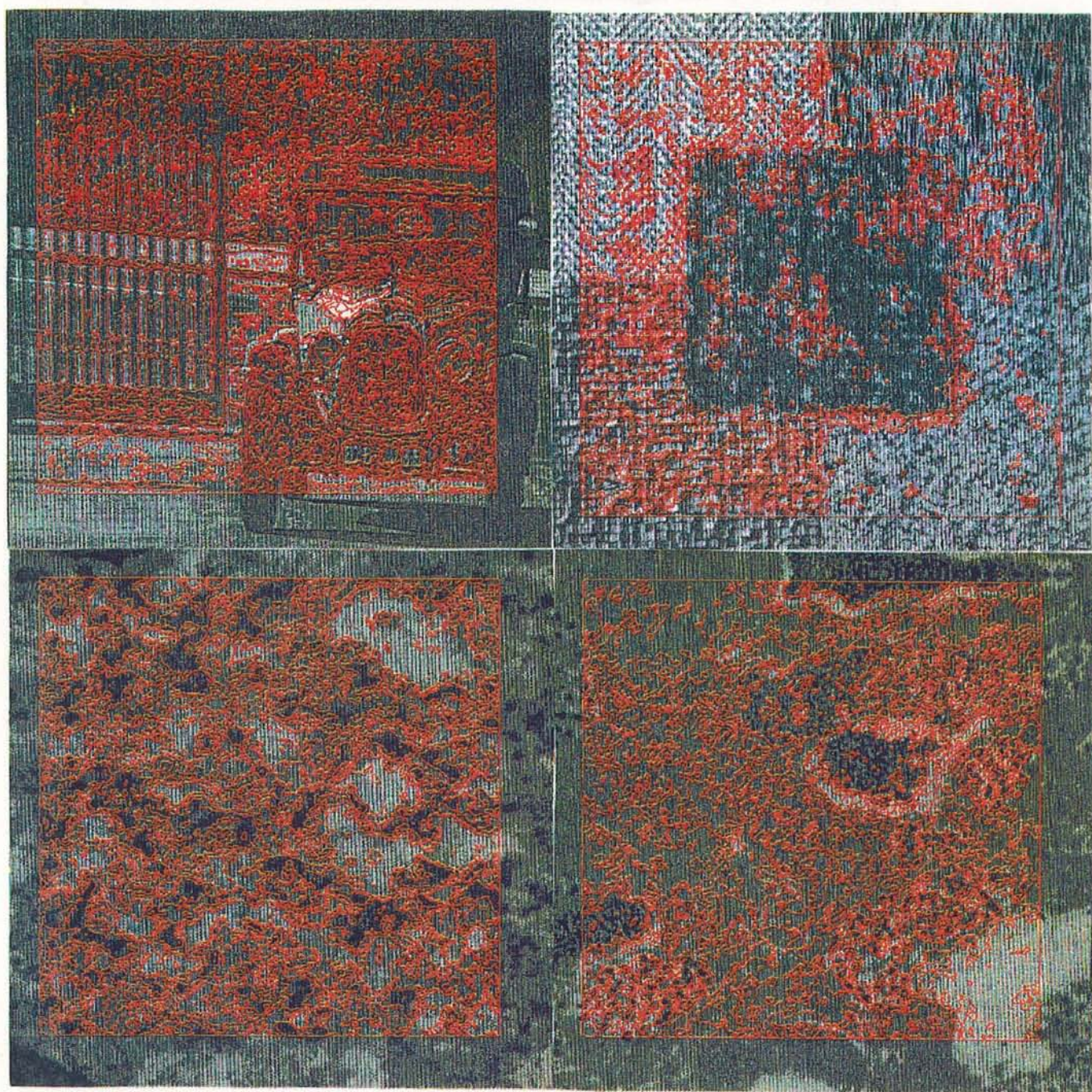


Figure IV.25 : Images initiales avec contour des classes superposé.

simple mesure statistique sur les classes couvrant une zone donnée.

Le principal défaut du schéma présenté réside dans l'étape d'apprentissage. Par exemple, un apprentissage réalisé sur la zone de broussailles de l'image voiture provoque une bonne segmentation des zones broussailles et une mauvaise partition de la voiture et inversement.

Une amélioration possible serait d'établir un apprentissage sur des parties de l'image (ex fenêtres glissantes de taille 60×60). La classification hiérarchique permet de définir le nombre de classes optimum dans une population.

Les problèmes de recouvrement entre les zones analysées apprises par deux populations différentes devraient se trouver minimisés.

Un autre apport important de l'analyse des données est d'intégrer une notion de contiguïté entre les données initiales. Au niveau de la classification, les vecteurs de paramètres des voisins spatiaux rentrent en compte dans la caractérisation d'un point.

Le temps calcul de la totalité du schéma d'analyse avec 4000 points d'apprentissage et une image de résolution 512×512 (et 202500 points d'analyse) se situe autour de 200 minutes sur un SUN 3-260. La quasi totalité des programmes est écrit en Fortran 77. Dans ce temps, 70 % est pris par l'extraction de fenêtres homogènes (5 % pour le calcul des valeurs A_i). Ce programme peut être largement amélioré. Le calcul des attributs de cooccurrence par l'intermédiaire des histogrammes des sommes et différences ainsi que le calcul de moments dipolaires ([Unser [84]] et [Tournierlasserve [87]]) est très rapide ($< 10\%$ Tcpu). L'analyse factorielle et la classification ont été réalisées de manière indépendante par le logiciel SPAD. Tout ceci peut donc être optimisé et l'on peut raisonnablement sur le même type de machine réduire le temps calcul d'un facteur 10. De plus, la première phase d'extraction réalisée, les calculs d'attributs et les affectations peuvent être réalisés parallèlement.

L'exploitation des résultats peut se faire de manière directe par la segmentation de l'image ou indirecte par le regroupement de classes pour former des macrostructures telles que les groupes cellulaires dans l'image de coupe histologique.

Chapitre V

ANALYSE DE L'EVOLUTION TEXTURALE DE ROCHES DEFORMEES

Ce dernier chapitre concerne l'application des algorithmes à l'analyse d'un phénomène évolutif : la texture de roches en fonction d'une déformation progressive. L'ensemble des algorithmes présentés précédemment n'est pas en totalité mis en œuvre.

V.1 Présentation du problème d'analyse de l'évolution structurale de roches déformées : exemple du granite du massif de l'Aar (alpes Centrales Suisses)

Les roches qui ont permis le test des méthodes d'analyse d'image ont fait l'objet d'une étude structurale et géochimique complète [Marquer [87]] [Marquer et al. [85]] [Choukroune et Gapais [83]] [Gapais [87]]. Nous allons rapidement résumer les résultats de ces études en explicitant simultanément l'information image traduite.

Schématiquement une image de roche peu déformée (fig. V.1a) est composée d'une partie sombre et d'une partie claire. La partie claire est constituée en quasi totalité de Quartz et Feldspath. Le feldspath, dans la roche initiale étudiée ici correspond à 65 % du volume de la roche. En première approximation, nous pouvons considérer que le feldspath constitue la partie la plus claire (blanc) et représente la structure résistante à la déformation. Le quartz, avec un aspect plus grisé est un élément mobile. Il est progressivement incorporé à la matrice de la roche au cours de la déformation.

La partie sombre est essentiellement constituée par la matrice de la roche. La granulométrie des minéraux constitutifs (quartz, feldspath, biotite=minéral de couleur noire sur la roche peu déformée) est très fine ($\leq 30 \mu\text{m}$ de diamètre). La matrice est créée au cours de la déformation par la fragmentation et la recrystal-

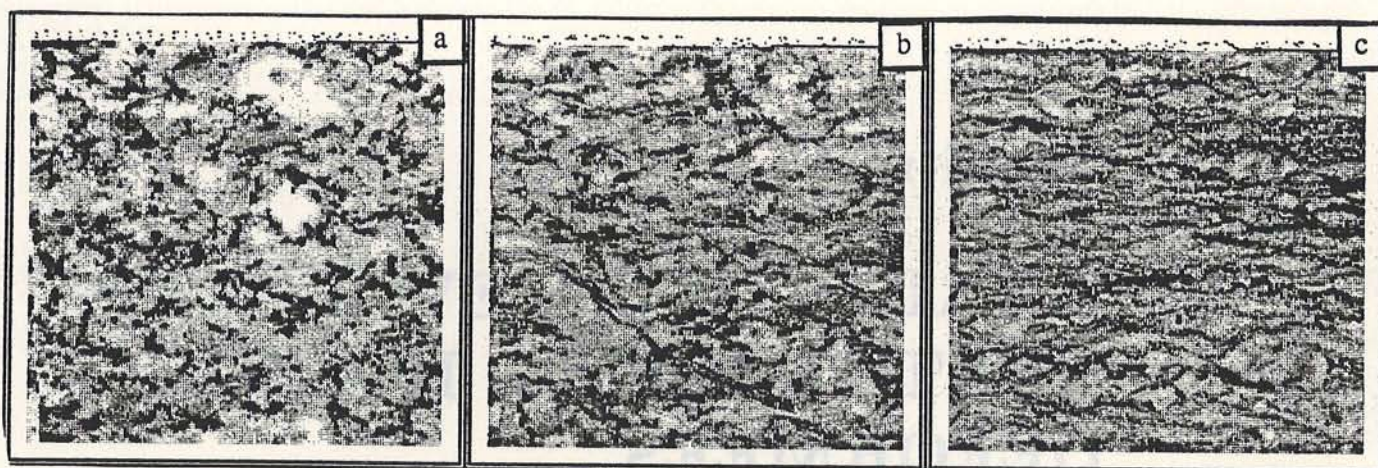


Figure V.1 : Roche peu déformée a, stade intermédiaire (orthogneiss) b, roche déformée (mylonite) c.

lisation des minéraux contenus dans la roche non déformée. Cette partie sombre souligne donc la structure déformée de la roche.

Evolution structurale de roche

Dans les premiers stades de la déformation, on constate simultanément le développement de plusieurs phénomènes :

- augmentation par fractionnement du nombre de clastes feldspathiques (fig. V.2b)
- diminution rapide de la taille de ces clastes (fig. V.2c)
- stabilité du rapport % claste / Feld. total (fig. V.2a)
- augmentation du pourcentage de matrice à grain fin
- apparition de bandes de déformation (foliation, bandes de cisaillement) soulignées par la matrice (fig. V.3).

Le granite déformé est alors appelé **orthogneiss**. Dans le cas du granite de l'Aar, le comportement de la roche pendant cette première phase de déformation est semi-fragile.

Dans l'exemple considéré on observe le passage d'un comportement fragile à un comportement ductile des feldspaths pour une gamme d'intensité de la déformation se situant autour de $\epsilon_s \approx 2$ ou $\lambda_1/\lambda_3 \approx 15 - 20$.

Au delà de cette intensité, les modifications évoquées précédemment ont un développement modifié :

- diminution du nombre de clastes (dissolution) (fig. V.2b)
- diminution plus lente de leur taille et modification de leur forme par aplatissement (fig. V.2c)
- diminution du rapport % claste / Feld. total (fig. V.2a)

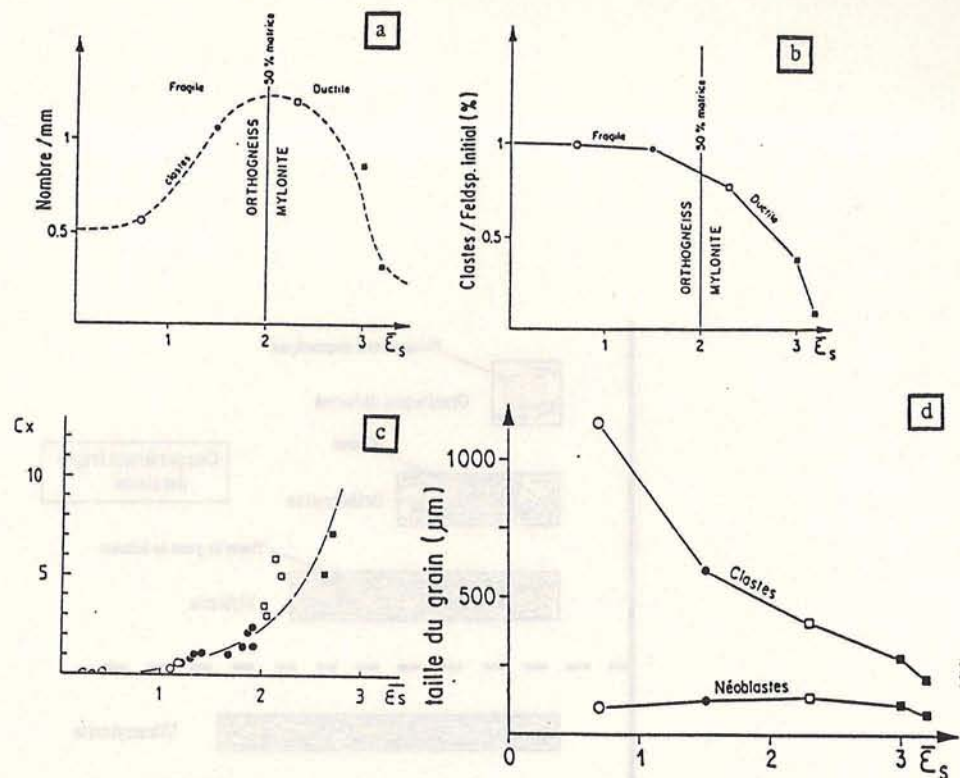


Figure V.2 : Evolution de différents paramètres en fonction de la déformation croissante : variation du nombre de clastes feldspathiques a, proportion de clastes feldspathiques par rapport à la quantité totale de feldspath b, évolution du degré de connexion des plans de foliation c, variation de la taille moyenne des clastes d. D'après Marquer [87] et Gapais [87].

— forte augmentation de la teneur en matrice et des bandes de déformation associées créant ainsi un réseau de surfaces de plus en plus anastomosées (fig. V.2d)

La structure granitique s'estompe et la roche est alors appelée mylonite et pour des stades plus extrêmes de la déformation **ultramylonite**.

Cette évolution structurale de la roche a donc été observée et analysée à travers l'évolution des divers composants de la roche [Marquer [87]] [Marquer et al. [85]] [Choukroune et Gapais [83]] [Gapais [87]]. La segmentation de ces objets et leur quantification par les outils du traitement d'image nous permettent d'aboutir à des résultats similaires.

V.2 Présentation des données images

L'application concerne deux séries d'échantillons (fig.V.4 et V.5 19 échantillons et V.6 12 échantillons). La première roche est une granodiorite déformée par aplatissement dans les conditions du faciès schistes verts provenant du massif de l'Aar (Alpes Centrales Suisses).

La seconde série de roche provient du massif du Gothard (Alpes Centrales Suisses). Le granite du Gothard a également été déformé par aplatissement dans les conditions du faciès Amphibolite, donc dans des conditions de pression et température plus élevées que les roches de l'Aar (comportement plus ductile de la roche vis à vis de la déformation).

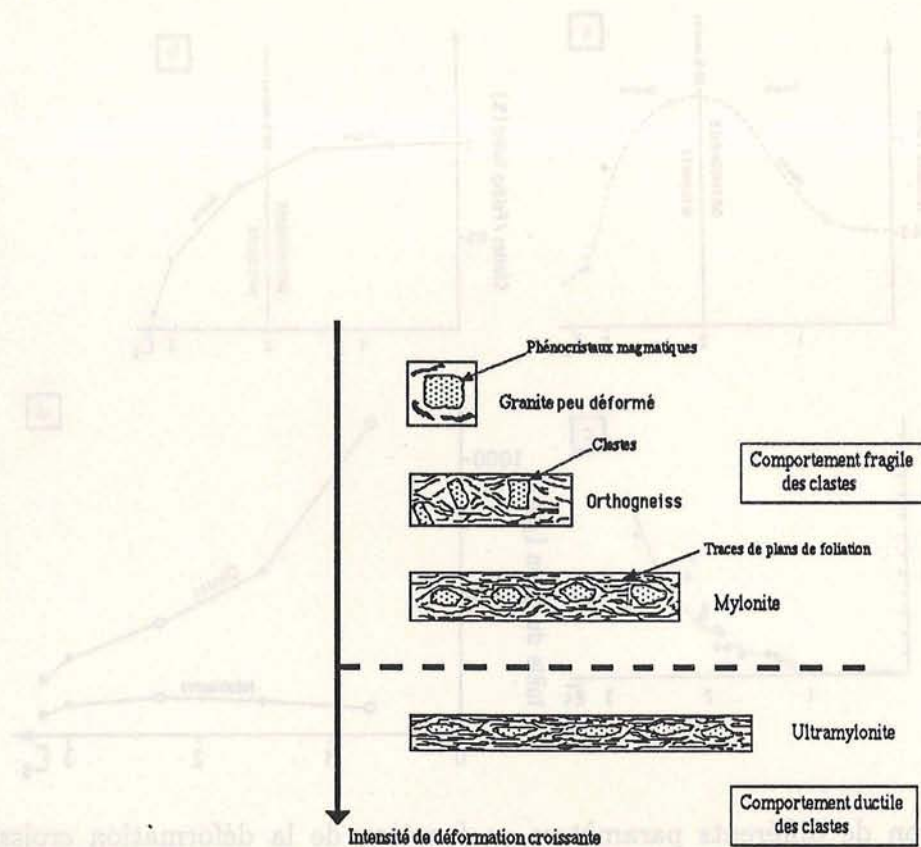


Figure V.3 : Evolution schématique des textures dans les orthogneiss de l'Aar

Les images sont des sections de roches prises dans le plan principal de déformation parallèle à la linéation d'étirement et perpendiculaire à la schistosité (section XZ). La surface réelle numérisée est identique pour tous les échantillons et à peu près égale à 50 cm^2 .

La préparation des échantillons consiste en une coupe suivant le plan principal défini, suivi d'un polissage pour certains échantillons.

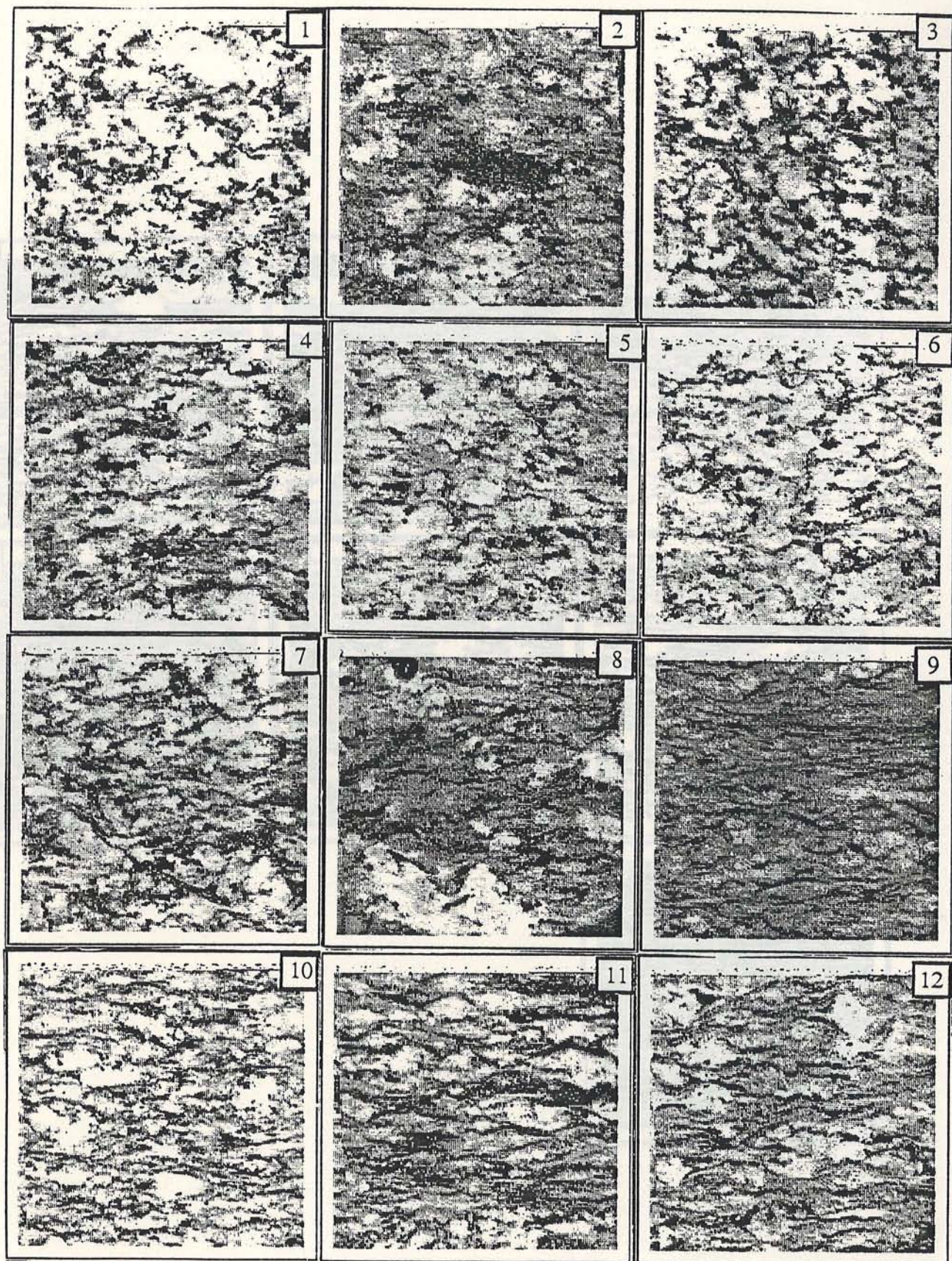


Figure V.4 : Echantillons du granite de l'Aar.

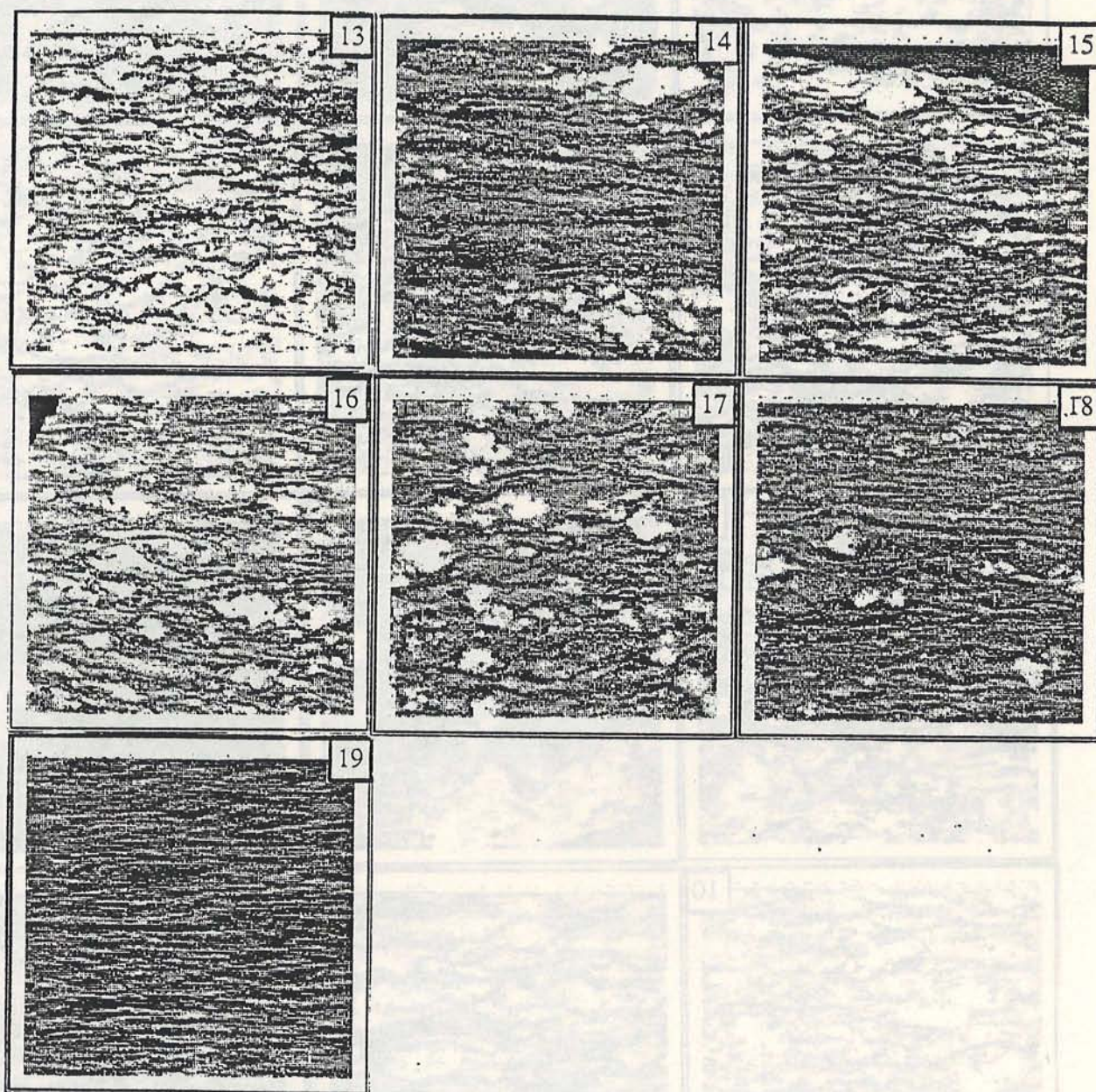


Figure V.5 : Echantillons du granite de l'Aar (suite).

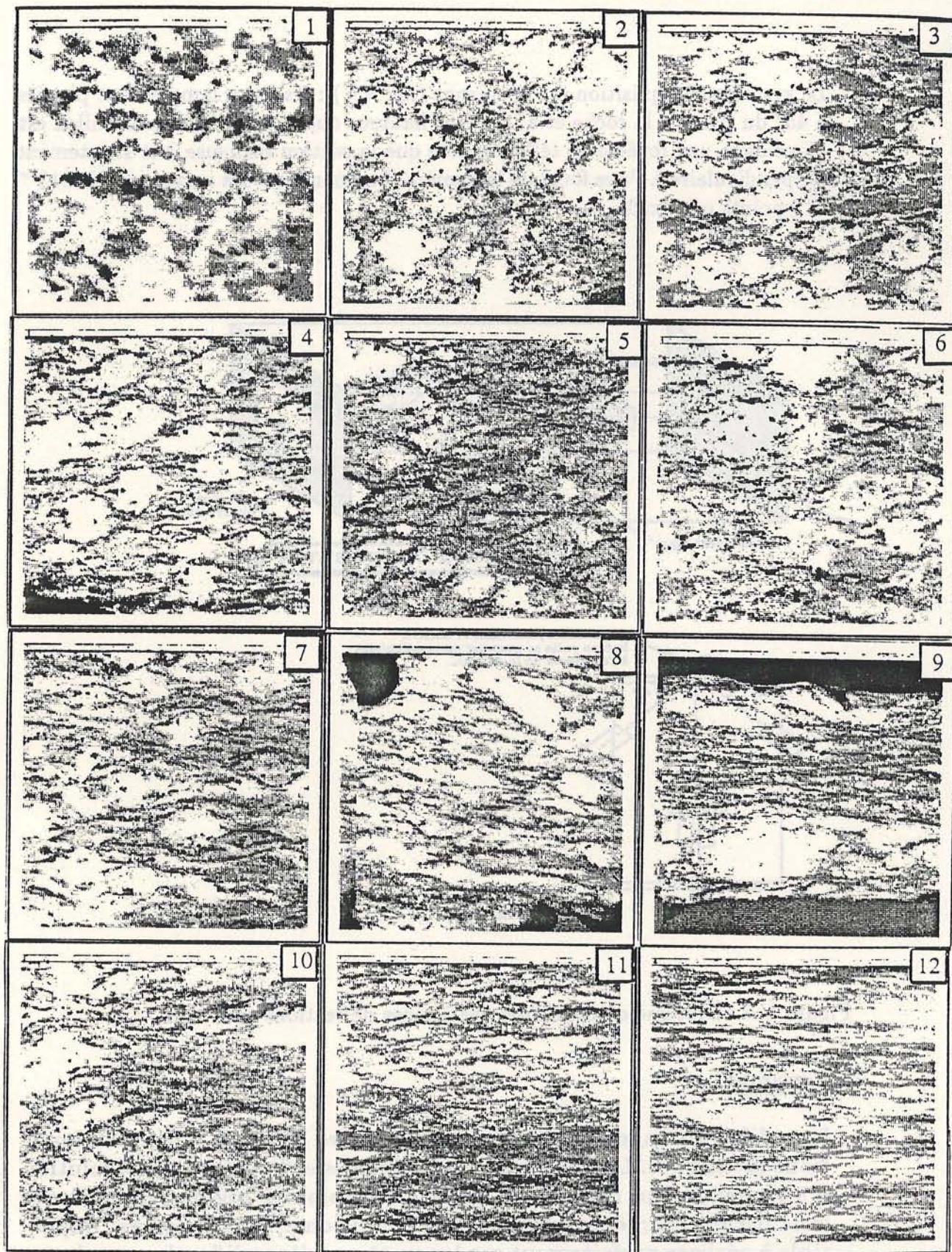


Figure V.6 : Echantillons du granite du Gothard.

Le système d'acquisition est le suivant (fig. V.7) : les deux lampes sont placées à 45° du plan de la roche et à la même hauteur que la caméra. L'échantillon est placé dans une fenêtre de telle manière que la section rocheuse soit strictement perpendiculaire à l'axe focal de la caméra. La définition des images est de 512 * 512 points ou pixels.

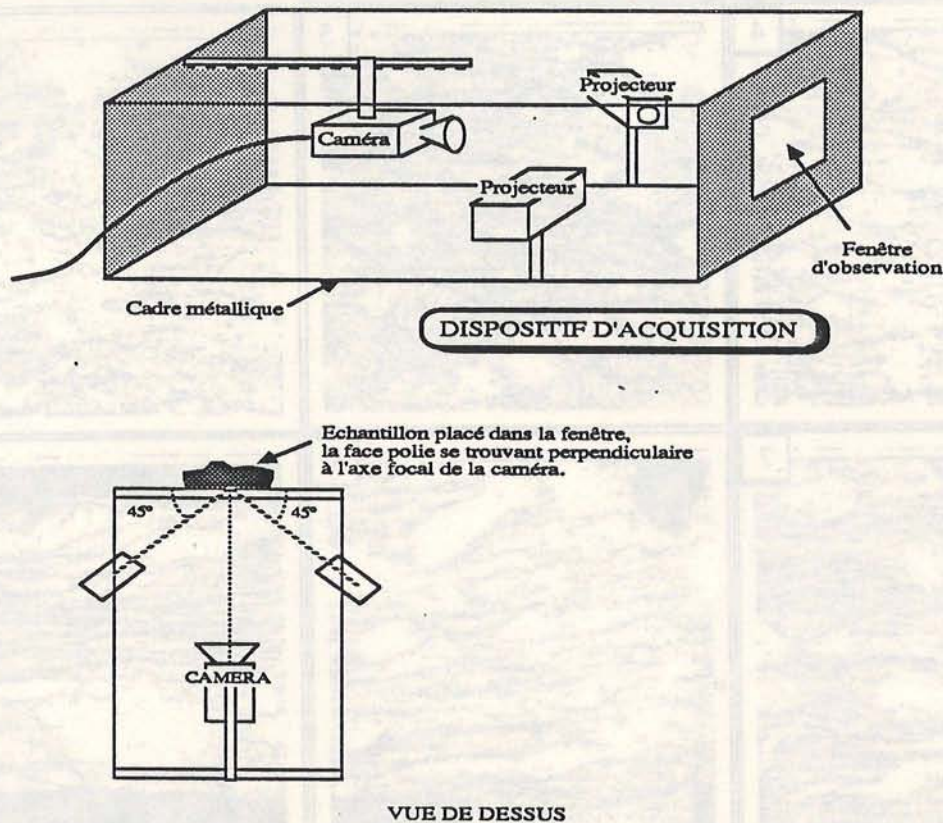


Figure V.7 : Système d'acquisition des images de sections rocheuses.

Remarque

Les séries d'images à comparer doivent être acquises dans des conditions identiques. La comparaison des images et l'analyse de l'évolution d'un phénomène nécessitent parfois l'emploi de mêmes algorithmes avec parfois les mêmes seuils. Cette condition d'acquisition est impossible à réaliser parfaitement car les systèmes d'amplification au niveau des capteurs modifient quelque peu la dynamique de luminance. La première série d'image a été acquise dans de bonnes conditions, la seconde série (Gothard) présente au contraire de nombreux défauts (saturation, bruits, etc...). L'acquisition constitue le problème majeur de toute étude par analyse d'image. Nous avons tenté de minimiser les défauts malheureusement avec un contrôle très difficile à réaliser.

V.3 Analyse de l'évolution des clastes et bandes de déformation

V.3.1 Analyse des Phénoclastes Feldspatiques

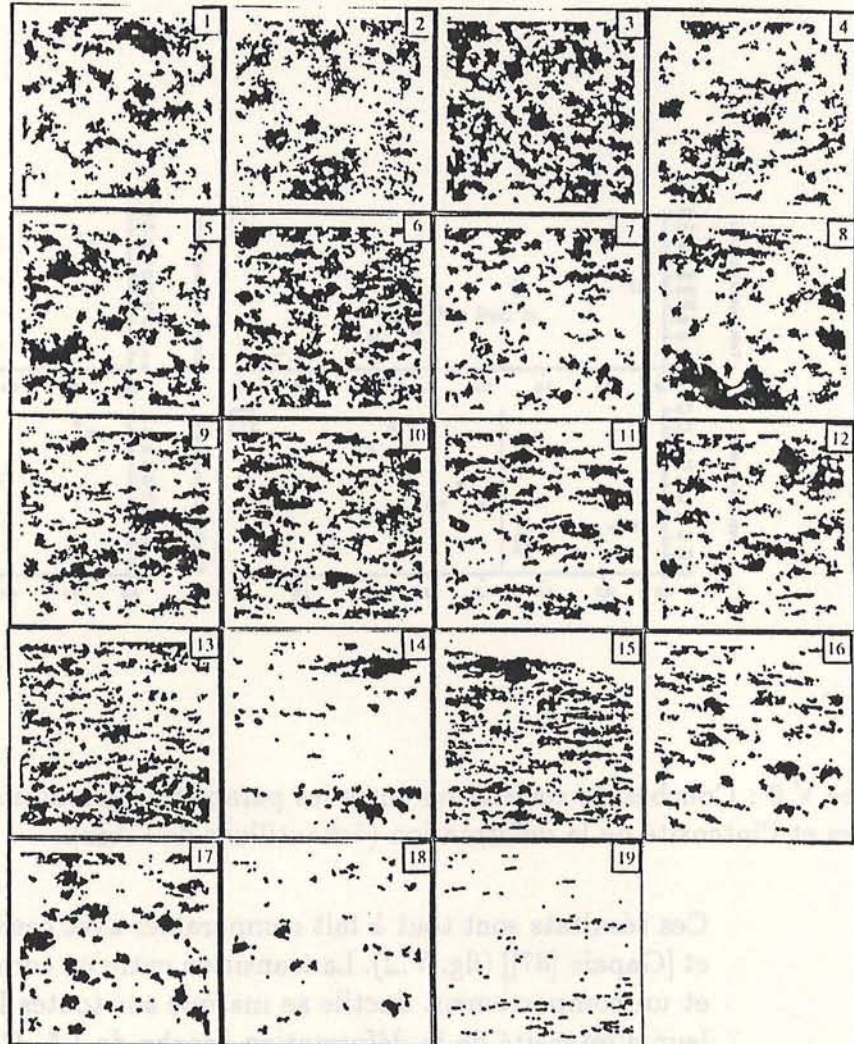


Figure V.8 : Objets clastes segmentés pour le granite de l'Aar

Ces objets se présentent généralement sur les images comme des zones très claires et relativement homogènes. Différentes méthodes de seuillage local ou global ont permis d'extraire les populations d'objets. En fonction de l'image résultat (bruitée), les opérateurs de morphologie mathématique tels que ouverture, fermeture, élimination des petites régions (taille < 15) améliorent ces images.

Le calcul des attributs géométriques associés à la forme des objets est ensuite réalisé.

Le problème est maintenant d'exprimer une information globale pour chaque section afin de comparer les résultats avec des mesures géologiques. Nous calcu-

lons alors les paramètres moyens pour chaque attribut. La démarche est la même que celle employée pour le calcul de paramètres moyens sur les formes texturales. Les courbes de la figure V.9 montrent les relations entre les paramètres moyens calculés sur les zones extraites et l'intensité de la déformation.

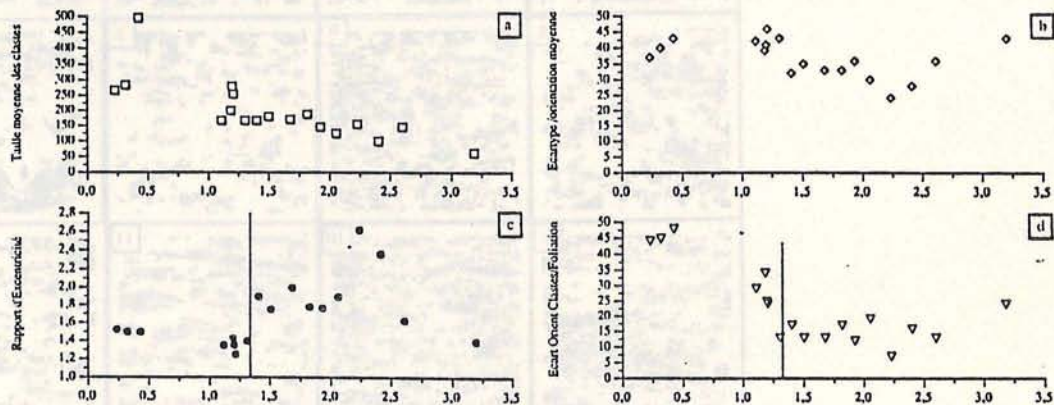


Figure V.9 : Courbes de corrélation entre les paramètres géométriques moyens calculés sur les clastes et l'intensité de la déformation (échantillons de l'Aar).

Ces résultats sont tout à fait comparables avec ceux obtenus par [Marquer [87]] et [Gapais [87]] (fig. V.2). La transition entre un comportement fragile des clastes et un comportement ductile se marque sur toutes les courbes autour d'une valeur d'intensité de la déformation proche de 1.5. Ce passage est sensible sur la courbe c, la transition est soulignée par une brusque augmentation du rapport d'excentricité pour cette gamme d'intensité. Sur les autres courbes, la transition se traduit par une variation de la pente de la courbe. Les variations importantes de la position des points par rapport à une courbe approximée peuvent résulter d'un certain nombre de facteurs, en particulier :

- Les mesures de déformation réalisées par D. Marquer ont été faites à une échelle métrique à partir d'enclaves contenues dans la roche. Nos échantillons ont une taille centimétrique (7cm de coté). A l'échelle métrique les mesures moyennent la déformation. Des gradients de déformation existent néanmoins à l'échelle de l'échantillon. Il existe donc des problèmes de corrélation entre des mesure multi-scalaires.
- La roche présente des variations locales de teneur en minéraux tels que le quartz. Ces variations, difficiles à minimiser lors de l'échantillonnage sur le

terrain qui, modifiant l'aspect des échantillons, font influencer sur leur comportement vis à vis de la déformation (roche + ou - résistante).

En ce qui concerne les roches du Gothard, nous n'avons pas utilisé les zones clastes à cause d'un nombre trop faible d'individus sur les sections. Les rubans de quartz (gris) n'ont pu être isolés en vue d'une étude individuelle.

V.3.2 Analyse des bandes de déformation

La segmentation des bandes de déformation a été réalisée par des techniques de seuillage local. La méthode basée sur un seuillage local en fonction de l'écart à la moyenne des luminances sur la fenêtre d'observation a permis l'obtention d'images binaires de bonne qualité.

Pour ces objets, il n'est pas possible de les isoler car, dans de nombreux cas, les bandes de déformation ne forment qu'une seule composante connexe au sein de l'image. La principale information à extraire concerne la détermination des orientations préférentielles des bandes de déformation, leur développement respectif et la symétrie des structures. Cette étude va être réalisée par le calcul automatique des roses de fréquences associées aux objets. Les objets segmentés sont présentés sur la figure V.10.

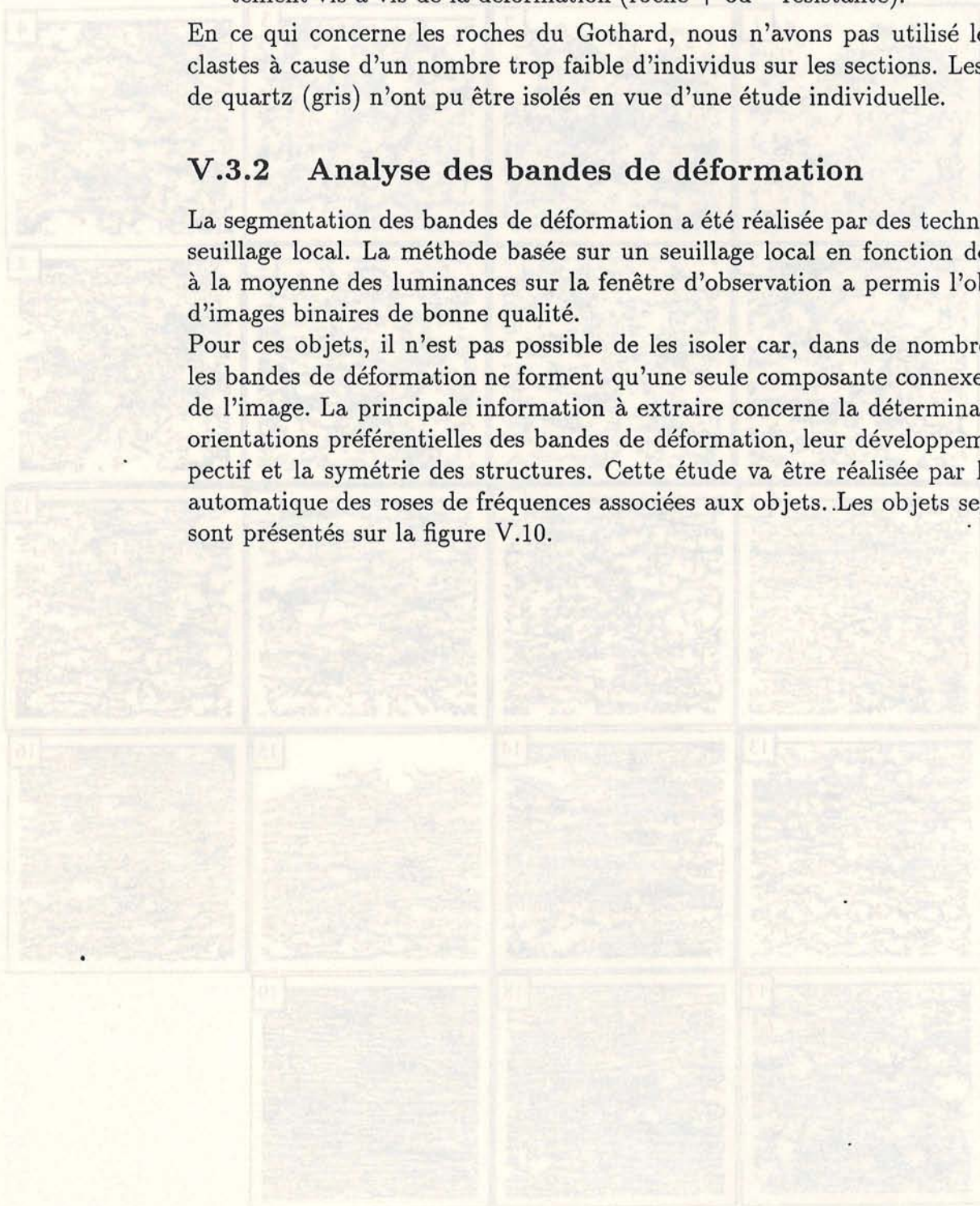


Figure V.10 : Objets Bandes de déformation segmentés

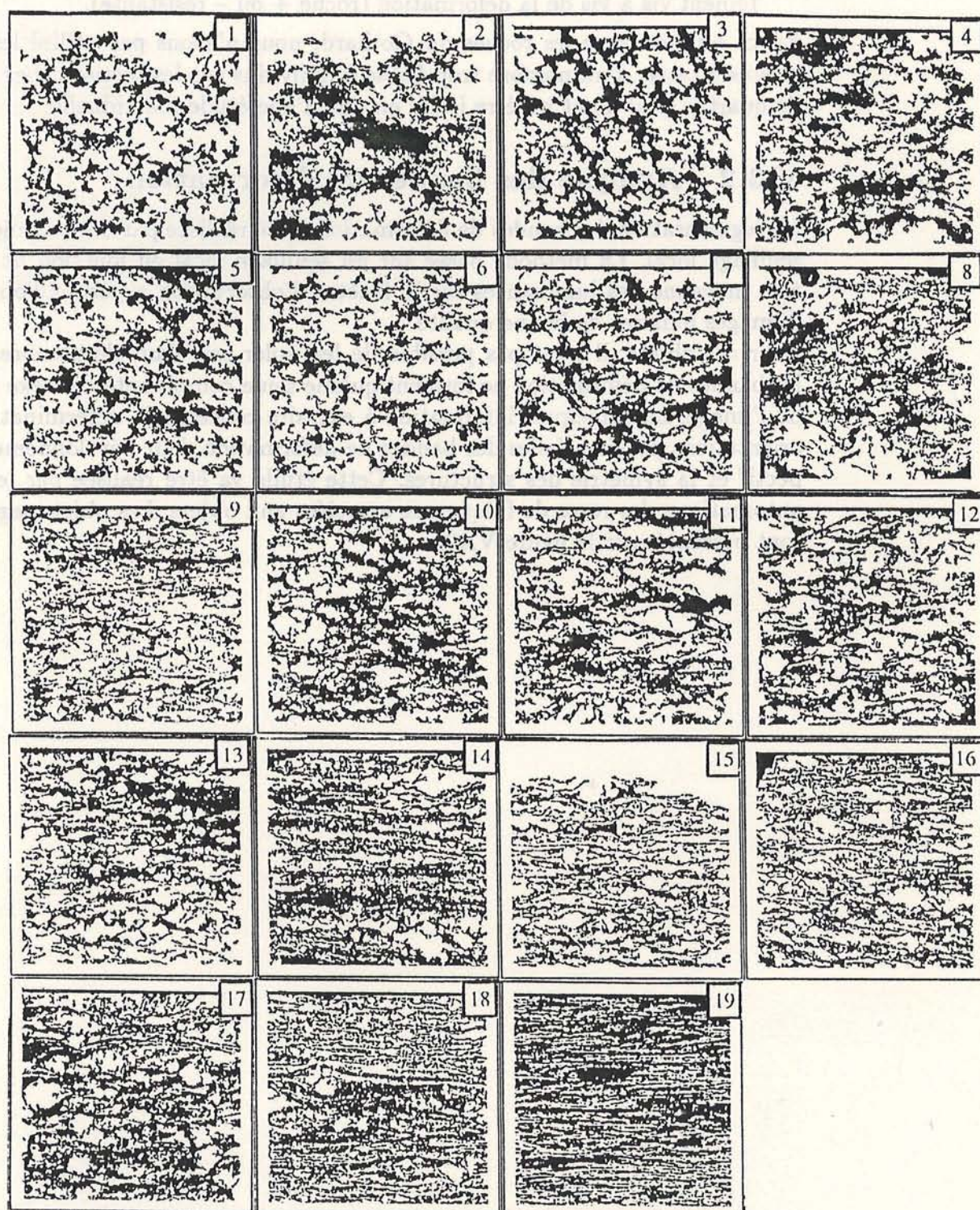


Figure V.10 : Objets Bandes de déformation segmentées, granite de l'Aar

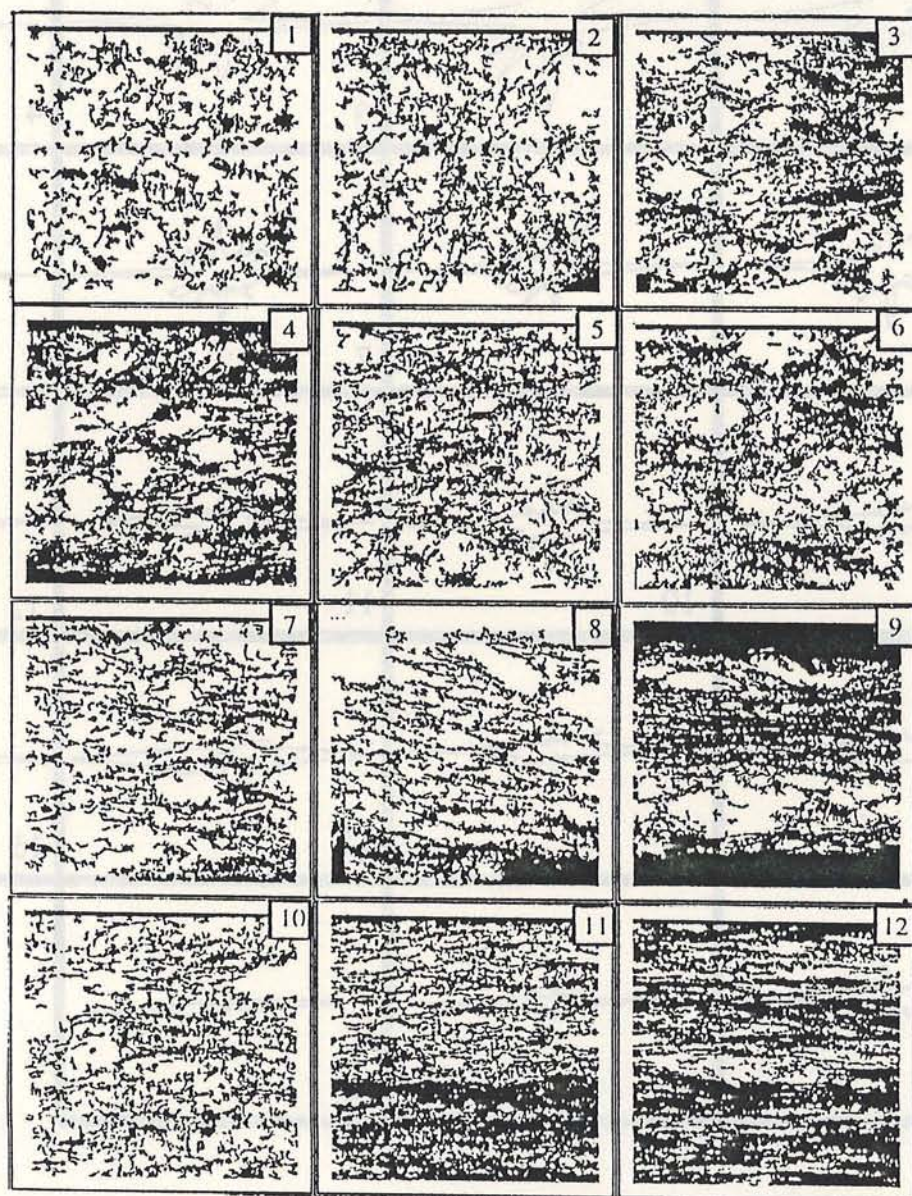


Figure V.11 : Objets Bandes de déformation segmentées, granite du Gothard

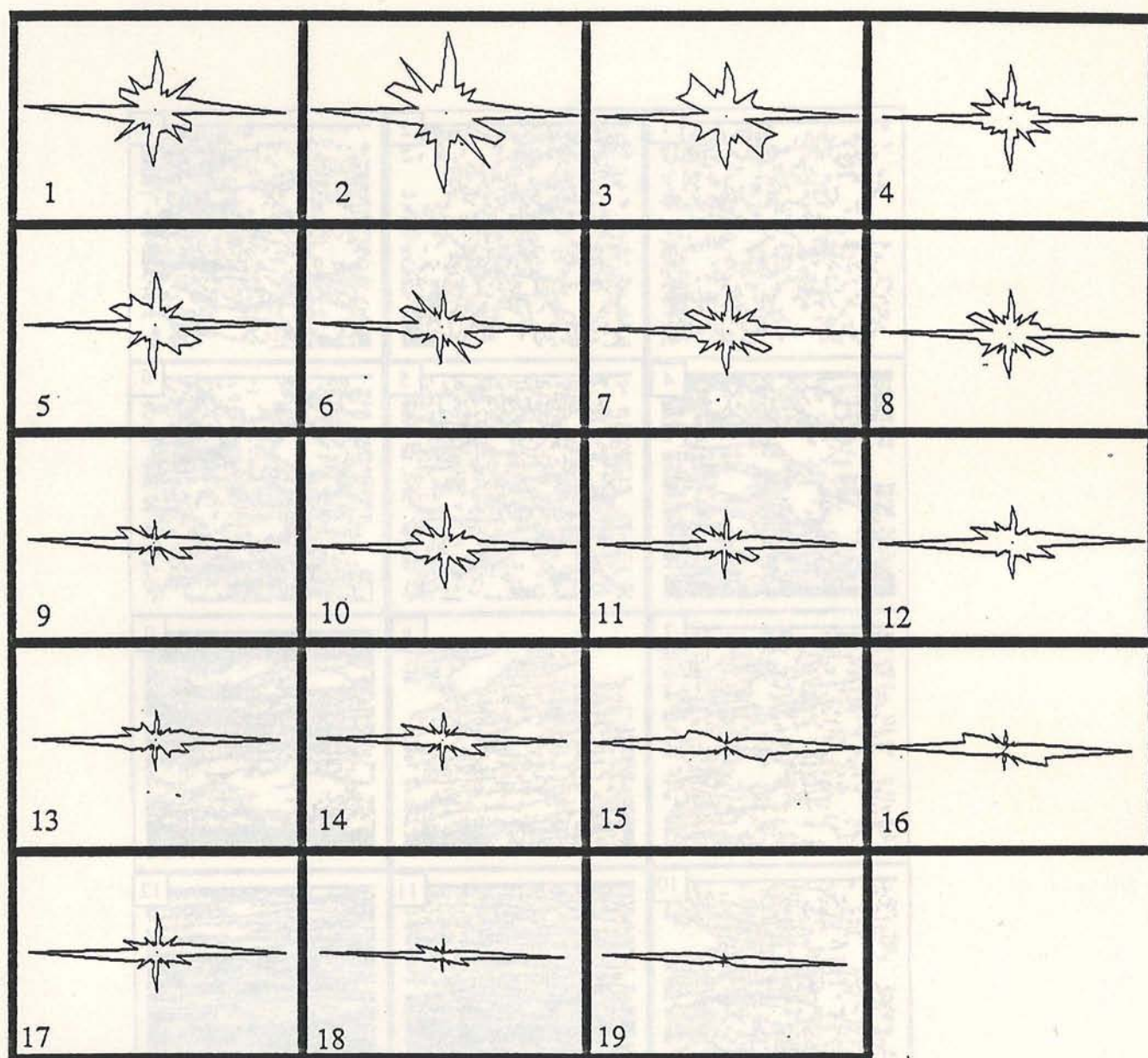


Figure V.12 : Roses de fréquence des orientations des bandes de déformation, granite de l'Aar

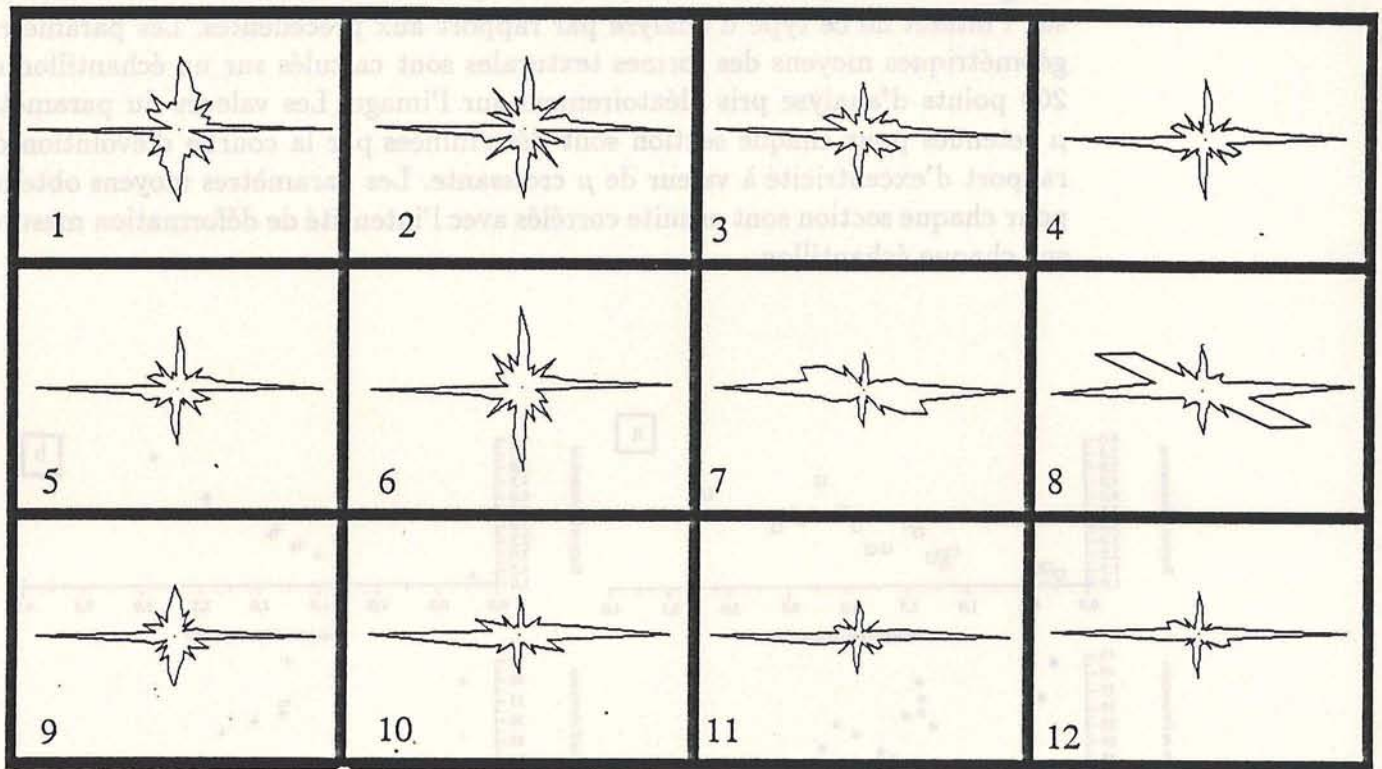


Figure V.13 : Roses de fréquence des orientations des bandes de déformation, granite du Gothard.

L'interprétation des roses de fréquence se réalise par la détermination des orientations préférentielles correspondant aux pics (maximum) sur les diagrammes. Nous voyons que ces roses de fréquence ne sont pas parfaites. En effet, la méthode de mesure et la nature discrète de l'image font que certaines directions sont privilégiées (0, 45, 90, 135 degrés). Ce défaut est difficile à éliminer. Ces mesures ne sont donc pas destinées à une utilisation pour des mesures précises.

V.4 Analyse des textures locales

Le modèle d'analyse de texture présenté dans le chapitre précédent [Barba et Ronsin [83]] est utilisé afin de caractériser les contextes locaux sur les images. Nous allons maintenant présenter les résultats de cette étude en insistant sur l'intérêt de ce type d'analyse par rapport aux précédentes. Les paramètres géométriques moyens des formes texturales sont calculés sur un échantillon de 200 points d'analyse pris aléatoirement sur l'image. Les valeurs du paramètre μ retenues pour chaque section sont déterminées par la courbe d'évolution du rapport d'excentricité à valeur de μ croissante. Les paramètres moyens obtenus pour chaque section sont ensuite corrélés avec l'intensité de déformation mesurée sur chaque échantillon.

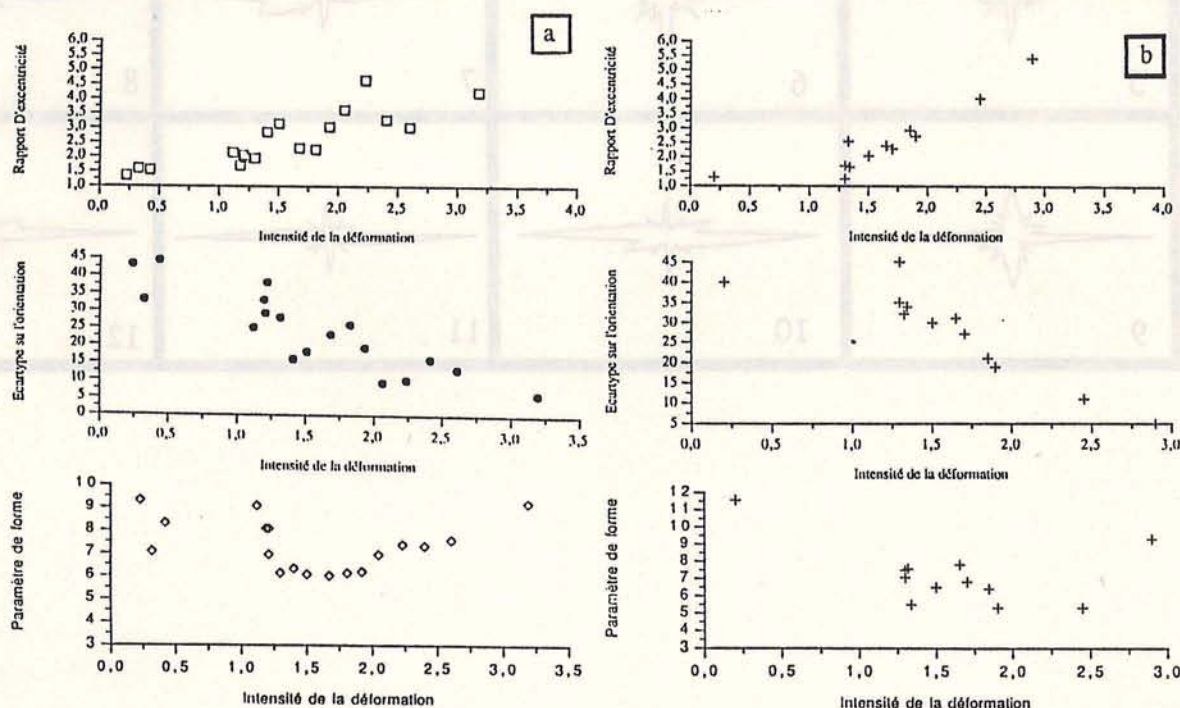


Figure V.14 : Courbes de corrélation entre les paramètres géométriques moyens calculés sur les formes texturales et l'intensité de la déformation. a Roche de l'Aar, b Roche du Gothard.

L'évolution observée sur ces courbes (fig. V.14) est comparable avec l'évolution obtenue sur les objets segmentés. L'information ainsi extraite sans segmenta-

tion d'objets est donc significative. Les deux types d'analyse se placent dans une analyse plus globale et proche de notre système visuel. La première perception d'une section rocheuse estime une déformation par une vision globale (cf analyse de texture ci-dessus), dans un second temps la segmentation des objets de la section est réalisée et vient confirmer ou infirmer la première idée (on isole certaines zones et on apprécie leur orientation).

La corrélation entre le rapport d'excentricité et l'intensité de la déformation pour les deux séries de roche (fig. V.14) est marquée par l'évolution de l'anisotropie de forme des textures dans la section. On peut remarquer que l'évolution de ce paramètre pour les roches de l'Aar est plus irrégulière, une régression linéaire calculée sur ces points donne une equation : $y = 0.85 x + 1.06$ avec un coefficient de corrélation de 0.87. Cette approximation n'est donc pas excellente, elle permet seulement de déterminer une pente d'évolution afin de la comparer à d'autres types d'évolution. La régression linéaire calculée sur la seconde partie des points (intensité de la déformation > 1.0) donne une pente de 1.60 et un coefficient de corrélation de 0.93. L'évolution des textures dans les roches du Gothard apparaît donc plus homogène.

Les études réalisées ([Marquer [87]], [Gapais [87]]) montrent que l'évolution des roches de l'Aar présente des transitions de comportement des éléments constitutifs vis à vis de la déformation (fig. V.2). Ces transitions s'opèrent par des changements de phases minérales, de taille de grains et de mécanismes de déformation donnant un changement de comportement global de la roche (comportement fragile-ductile et passage orthogneiss-mylonite et mylonite-ultramylonite). L'analyse de la texture globale nous permet de percevoir ces transitions par la quantification des modifications structurales des roches.

L'évolution de l'écartype sur l'orientation du moment principal d'inertie des formes texturales est très proche de l'évolution du rapport d'excentricité ; les minima de la courbe b correspondant aux maxima de la courbe a. Ce paramètre traduit la réorientation des textures locales au cours de la déformation.

La diminution du paramètre de forme moyen traduit dans la première partie de la courbe l'évolution de l'homogénéisation des textures. Ceci correspond à une diminution de la sinuosité des contours des formes texturales. La valeur du paramètre augmente par la suite car l'anisotropie des formes texturales augmente. La formule du paramètre fait que celui-ci est sensible à deux phénomènes : la diminution de la sinuosité provoque une diminution et l'augmentation de l'ellipticité entraîne une augmentation de sa valeur. Ceci explique pourquoi nous n'avons pas une diminution constante de la valeur.

L'analyse développée nous permet de quantifier l'évolution des textures des roches à travers différents paramètres exprimant les orientations préférentielles, l'homogénéité, etc... Ainsi il est possible de comparer l'évolution des divers paramètres avec un paramètre géologique connu. Le contrôle des résultats des traitements par les mesures de déformation intervient pour valider nos méthodes.

Tout autre type de mesure de contrôle est envisageable et souhaitable.

Les modifications de mécanismes de déformation (ex feldspaths) se traduisent sur les textures à travers les paramètres calculés (transitions). Ces changements de comportement et donc de mécanismes de déformation sont donc quantifiables par traitement d'image.

Les corrélations observées entre l'intensité de la déformation et les paramètres textures peuvent nous permettre d'estimer une mesure de la déformation à posteriori. Ces courbes ont besoin d'être définies par un certain nombre de mesures géologiques (> 5 échantillons représentatifs). L'utilisation peut alors consister à replacer les échantillons les uns par rapport aux autres et à donner une estimation de l'intensité de déformation. Toutes ces remarques ont besoin d'être confirmées par une application des méthodes à d'autre séries d'échantillons ayant une histoire tectonique différente.

Ces traitements peuvent permettre d'établir un certain nombre d'abbaques sur différentes évolution de roche avec la déformation (conditions, mécanismes). L'utilisation pourrait en être de renseigner rapidement le géologue sur les conditions de déformation et les principaux mécanismes actifs. Enfin une cartographie des zones d'iso-anisotropie de texture peut également être réalisée.

Nous pouvons également obtenir une information sur le développement d'orientations préférentielles des textures locales. Pour ceci nous considérons une valeur du paramètre μ petite (100) et calculons les histogrammes de répartition des valeurs du moment d'inertie des formes texturales en fonction de leur orientation. Ces histogrammes sont présentés par des roses de fréquence.

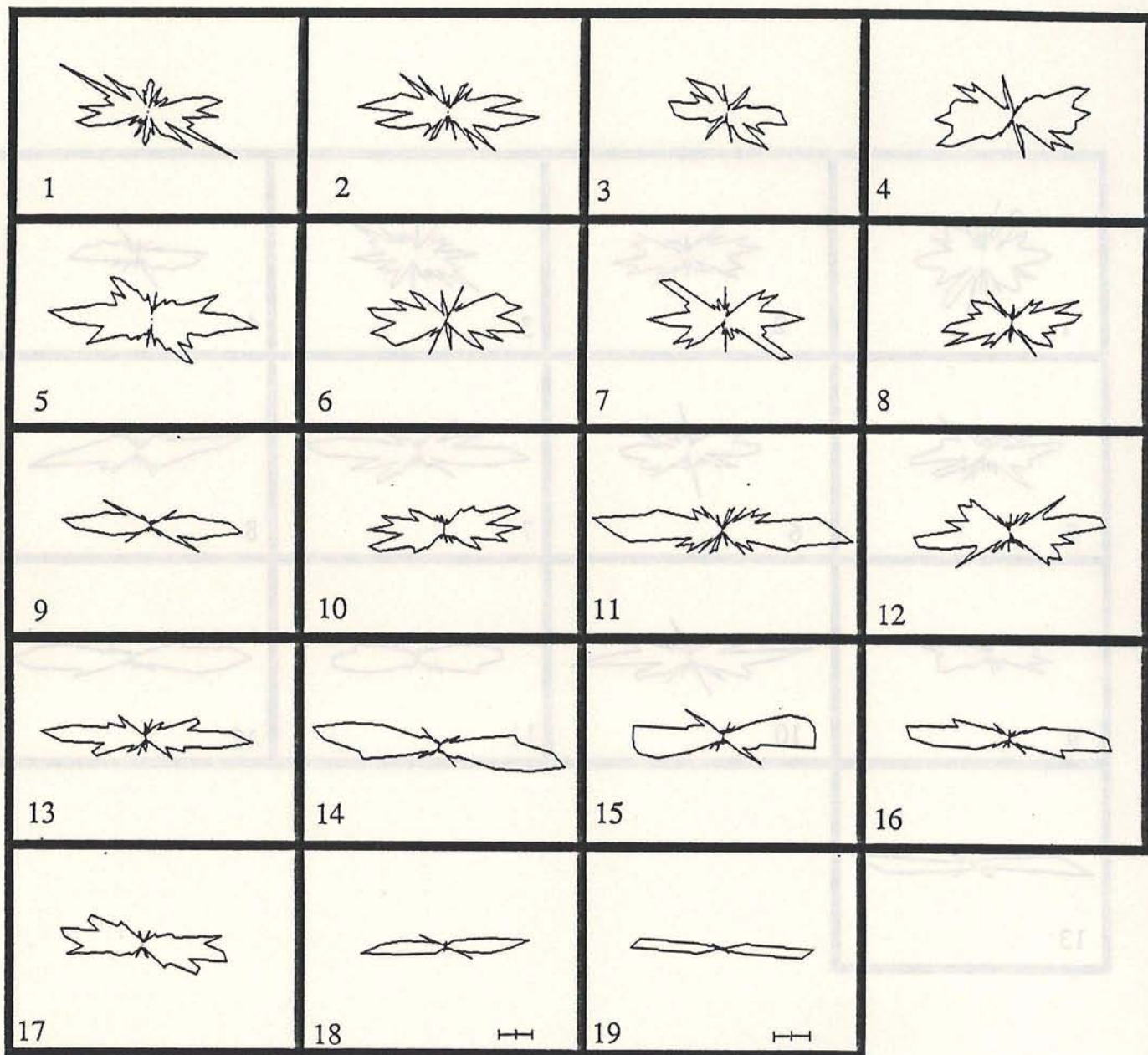


Figure V.15 : Roses de fréquence des orientations du moment d'inertie principal des formes texturales calculées pour 200 points d'analyse par section. Série de l'Aar ($\mu = 100$).

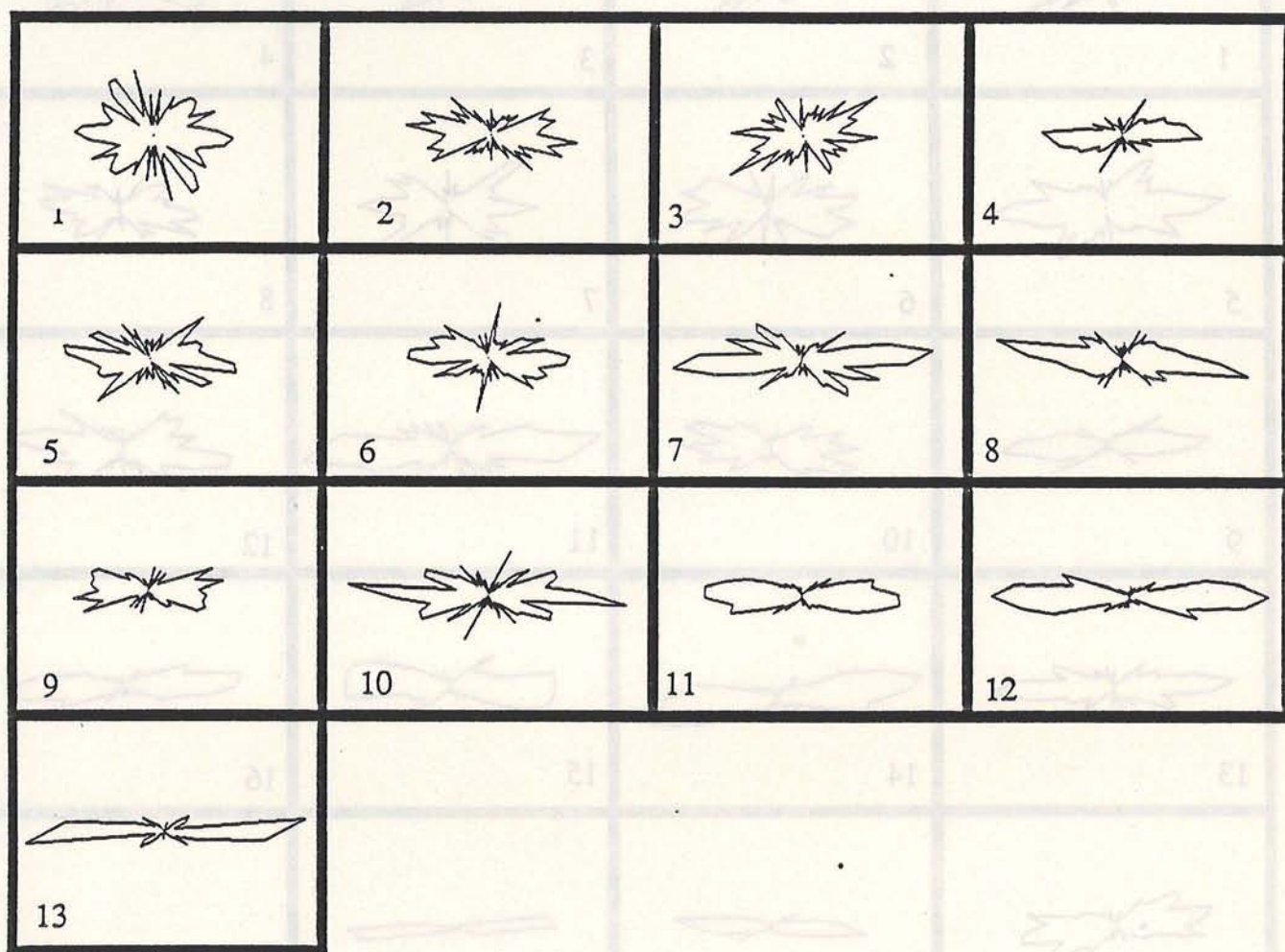


Figure V.16 : Roses de fréquence des orientations du moment d'inertie principal des formes texturales calculées pour 200 points d'analyse par section. Série du Gothard ($\mu = 100$).

Nous pouvons également obtenir une mesure de la symétrie des structures en calculant la différence entre les orientations exprimées de part et d'autre du pic principal de la rose de fréquence (en supposant que la valeur du maximum corresponde à la direction de la foliation). En prenant la notation suivante :

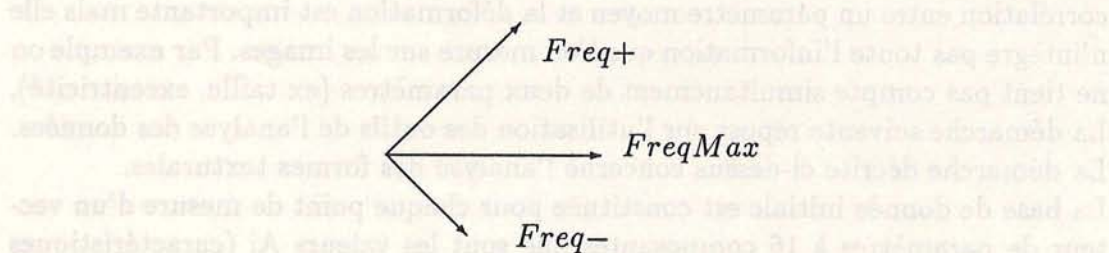


Figure V.17 : Notation utilisée pour l'estimation du degré d'assymétrie à partir des roses de fréquence.

Le calcul consiste en l'opération suivante :

$$\text{DegréSym} = \frac{\sum \text{Freq}+ - \sum \text{Freq}-}{\text{FreqMax}}$$

La valeur 0 de ce paramètre correspond à une structure parfaitement symétrique. Les autres valeurs correspondent à une structure assymétrique avec les valeurs positives : des structures assymétriques à déversement dextre et inversement pour les valeurs négatives. Les résultats sont les suivants :

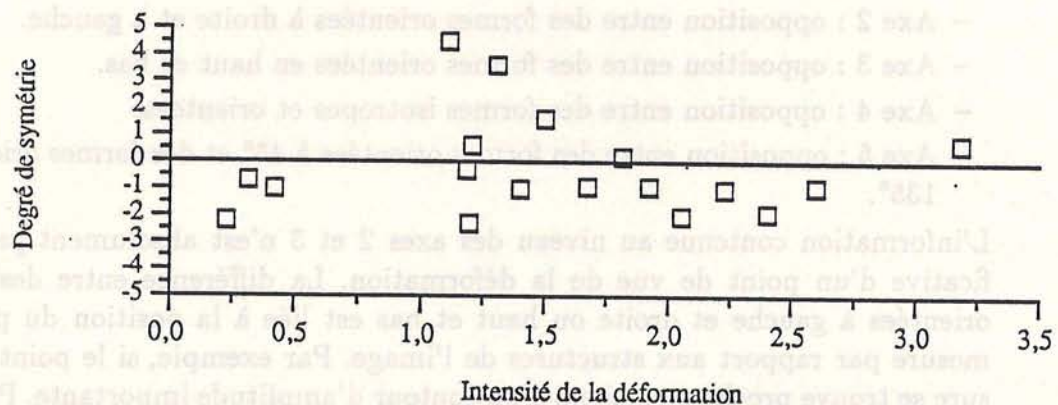


Figure V.18 : Evolution du degré de symétrie des structures avec la déformation

Dans les premiers stades de la déformation, le degré de symétrie présente des valeurs différentes de 0, ceci correspond à des structures assymétriques dont le déversement n'a pas d'importance sur cette courbe. La déformation s'exprime par des bandes de cisaillement. Au delà de l'intensité (= 1.5) les valeurs sont plus homogènes et plus proche de la valeur 0. Ceci s'explique par le fait que la déformation croissante s'exprime par des structures de plus en plus symétriques, les structures cisailantes sont beaucoup plus difficiles à percevoir.

V.5 Essai de modélisation de l'évolution texturale

L'interprétation des résultats de l'analyse de texture sous la forme de courbes de corrélation entre un paramètre moyen et la déformation est importante mais elle n'intègre pas toute l'information que l'on mesure sur les images. Par exemple on ne tient pas compte simultanément de deux paramètres (ex taille, excentricité). La démarche suivante repose sur l'utilisation des outils de l'analyse des données. La démarche décrite ci-dessus concerne l'analyse des formes texturales.

La base de donnée initiale est constituée pour chaque point de mesure d'un vecteur de paramètres à 16 composantes que sont les valeurs A_i (caractéristiques texturales). Nous avons choisi de considérer cette information afin de visualiser les contextes classifiés par des formes texturales représentatives et également afin de comparer le même type d'informations sans passer par un lissage tel que le calcul de paramètres. Chaque roche est caractérisée par 256 points de mesure.

Deux problèmes se posent dans l'estimation d'une corrélation entre une fonction des paramètres initiaux et une mesure de la déformation :

- trouver une méthode de calcul
- trouver les paramètres descriptifs

Les 16 valeurs A_i sont dans un premier temps directement considérées. La méthode d'analyse employée est une Analyse en Composantes Principales, centrée non réduite. L'analyse de la description des premiers axes factoriels nous permet de constater les correspondances suivantes :

- Axe 1 : facteur de taille < 0 petite taille > 0 grande taille.
- Axe 2 : opposition entre des formes orientées à droite et à gauche.
- Axe 3 : opposition entre des formes orientées en haut et bas.
- Axe 4 : opposition entre des formes isotropes et orientées.
- Axe 5 : opposition entre des formes orientées à 45° et des formes orientées à 135° .

L'information contenue au niveau des axes 2 et 3 n'est absolument pas significative d'un point de vue de la déformation. La différence entre des formes orientées à gauche et droite ou haut et bas est liée à la position du point de mesure par rapport aux structures de l'image. Par exemple, si le point de mesure se trouve proche ou éloigné d'un contour d'amplitude importante. Plusieurs solutions s'offrent à nous pour éliminer ces données :

- Obtenir une moyenne des valeurs A_i par direction. Cette solution a été testée mais non retenue à cause de problèmes de lissage de valeurs.
- Recupérer les axes 1, 4 et 5 de l'analyse factorielle. Solution très difficile car il faudrait modifier le programme source de SPAD.
- Recalculer les valeurs A_i en opérant une translation du point d'ancrage des vecteurs (point de mesure sur l'image) au barycentre de la forme texturale. Cette solution un peu plus lourde en temps calcul a été retenue car elle entraîne les moins grandes modifications de forme globale de la forme texturale.

Un deuxième point constaté est de voir que les 256 textures de chaque roche ne sont pas bien regroupées (fig. V.20) ceci signifie que la dispersion de ces points est aussi importante que la valeur moyenne pour caractériser les textures globales.

La méthodologie adoptée est alors la suivante :

- Analyse en Composantes principales (ACP)
- Classification Hiérarchique Ascendante (CHA)
- Analyse des Correspondances Simples (ACS)

La base de données fournie à l'analyse des correspondances simples est un tableau croisant les classes obtenues avec les roches initiales. Chaque élément du tableau correspond au nombre de points appartenant simultanément à une classe et une roche donnée.

Les résultats (fig. V.19) sont visualisés en représentant les roches suivant les deux premiers axes factoriels :

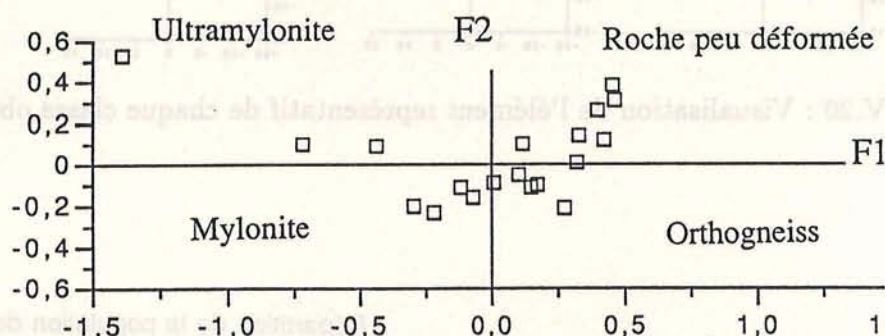


Figure V.19 : Visualisation de l'analyse des correspondances simples entre les données de chaque roche et la classification obtenue par l'analyse des données texture Série de l'Aar.

Les échantillons se placent sur une parabole avec d'un côté les roches peu déformées représentées par des formes texturales de grande taille et peu aplaties et à l'autre extrémité les roches très déformées caractérisées par de formes texturales de petite taille et très orientées.

Chaque roche est ainsi replacée en fonction de la répartition de ses textures dans les différentes classes. La courbe permet d'envisager de replacer un échantillon donné par rapport à cette série. Ces résultats ne sont pas apparus très stables. Nous avons eu de bons résultats avec une définition intéressante de la courbe de corrélation pour les 12 sections acquises au CCETT et de moins bons résultats

avec les 19 sections acquises par nos soins. La raison de cette non stabilité est difficile à établir.

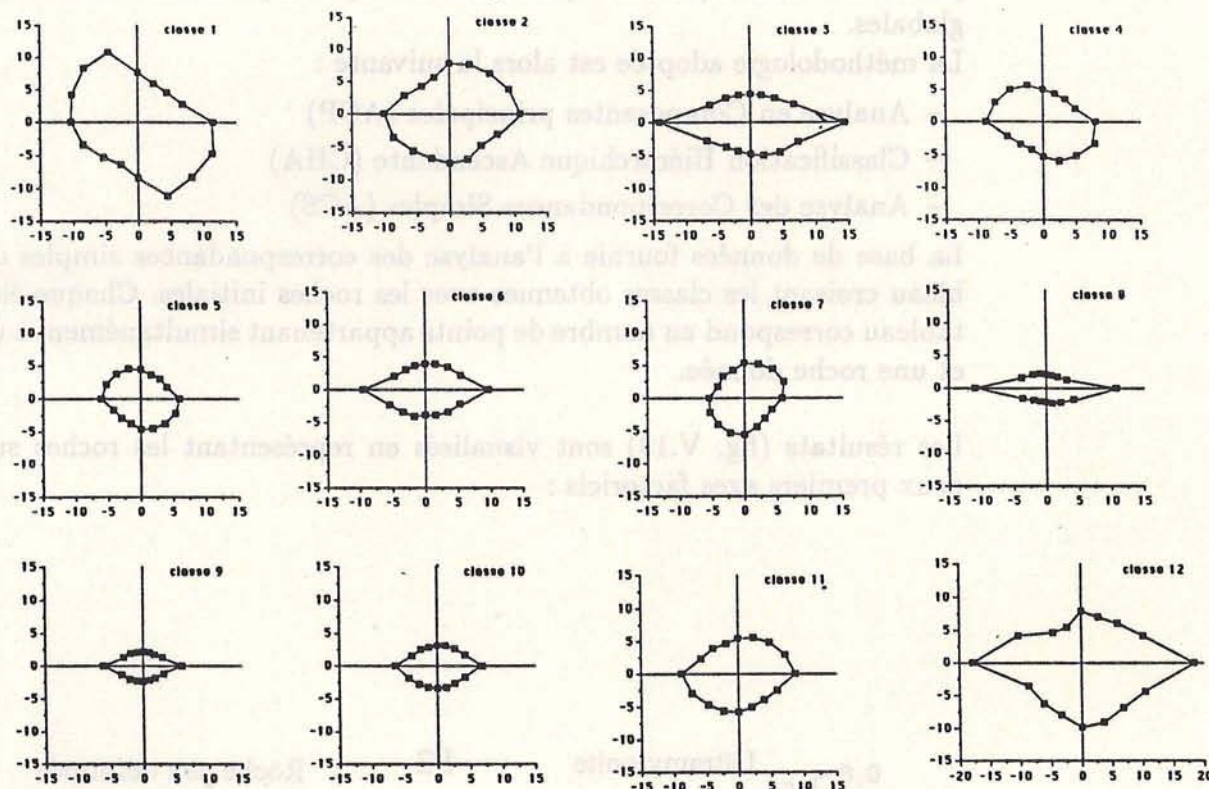
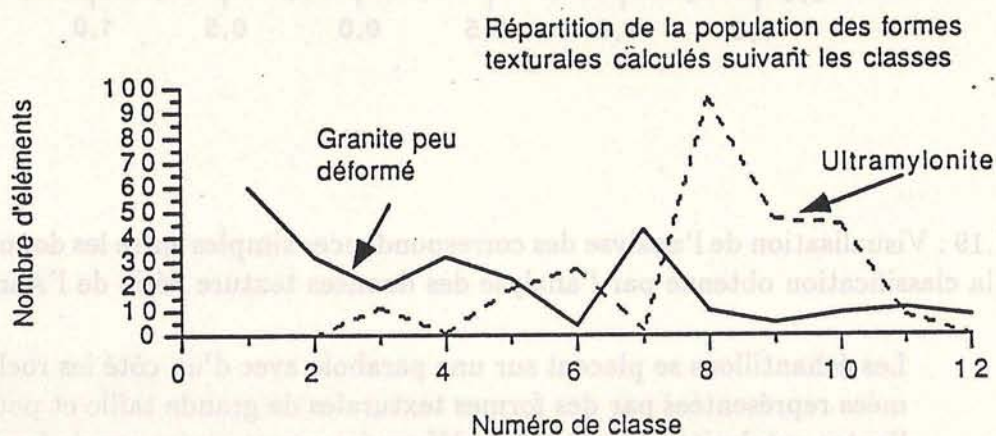


Figure V.20 : Visualisation de l'élément représentatif de chaque classe obtenue Série de l'Aar.



V.6 Conclusions et perspectives

Les techniques présentées permettent de quantifier les modifications structurales d'objets naturels. Deux approches sont traitées : la première extrait les familles d'objets représentatifs du phénomène et quantifie les modifications. La seconde approche analyse la texture globale de chaque échantillon sans segmenter des classes d'objets particuliers. Les deux techniques employées ne sont pas exhaustives, nous disposons néanmoins d'une base d'algorithmes d'analyse de l'évolution texturale et structurale des roches.

Les résultats sont à prendre avec beaucoup de précautions compte tenu de la faible représentativité de notre échantillonnage (deux séries de roches granitiques déformées) par rapport aux conditions plus générales (composition chimique, minéralogique, conditions de déformation, etc...).

Les différents résultats obtenus se corrélaient avec les conclusions des études réalisées sur ces roches [Marquer [87]] [Gapais [87]]. L'analyse de ces roches nous permet donc de contrôler les résultats des différents algorithmes. Par la suite les traitements utilisés peuvent être employés en vue d'une localisation spatiale rapide des zones de transition importantes de la déformation ainsi que l'analyse du comportement de phases minérales particulières (comportement fragile-ductile, passage orthogneiss-mylonite, etc...).

Néanmoins avant toute estimation d'une mesure de la déformation à travers l'analyse des modifications structurales ou texturales d'un échantillon, il faut s'assurer que la déformation s'exprime par des modifications visibles et mesurables. Il faut ici rappeler les limites du traitement de l'image : à partir du moment où un œil sur une image statique ne perçoit pas de différence il faut s'attendre à de mauvais résultats des algorithmes. Ceci pouvant servir de test sur l'emploi de certaines images en vue de traitements numériques.

Nous résumons ici les différents points dont il faut tenir compte dans toute analyse future et emploi des méthodes :

- Avoir des conditions d'acquisitions identiques (indispensable mais pratiquement impossible à réaliser).
- Tenir compte de l'échelle de mesure sur les échantillons, à la fois pour comparer les résultats (aux données géologiques) et pour connaître la représentativité d'un échantillon par rapport au phénomène que l'on désire mesurer. Sur ce point les conditions de notre analyse ne sont certainement pas respectées. Par exemple, les roches très déformées nécessiteraient une étude à une échelle plus petite (lame mince).
- Prendre plusieurs échantillons par station de mesure afin d'éliminer un effet de mesure locale ou faire une absolue confiance à son expérience.
- L'utilisation de l'analyse des données doit être faite avec précautions. L'interprétation est parfois délicate, c'est pourquoi il faut dans la mesure du possible connaître la nature des variables employées afin de contrôler certaines corrélations et leurs significations.

En ce qui concerne les perspectives de ce travail, elles se situent principalement autour des thèmes évoqués :

- Vérifier les résultats et conclusions en appliquant les algorithmes à d'autres séries de roche.
- Analyser les problèmes de corrélation multiscalaire.
- Développer des méthodes d'analyse de la symétrie des structures.
- Contrôler et analyser les dépendances entre études géologiques et évolution de texture ou d'objets.
-

Chapitre VI

CONCLUSIONS

La quantification des modifications structurales intervenues au cours de la déformation progressive de roches granitiques a été ici abordée par le biais du traitement de l'image numérique. L'approche générale d'analyse se situe dans le cadre d'une caractérisation texturale de sections rocheuses. Un ensemble d'outils de traitement d'image a été présenté.

La nature particulière des objets étudiés justifie une division de l'analyse en deux classes :

- Une approche structurale : certaines catégories d'objets sont plus aptes à caractériser une évolution structurale des roches (clastes, traces de plans de foliation). Le schéma comprend une segmentation des objets au sein de l'image initiale, les algorithmes utilisés allant de la simple binarisation de l'image à des traitements plus complexes d'extraction de contours. La caractérisation des objets extraits s'opère par le calcul d'une liste d'attributs :
 - * Attributs globaux : granulométrie, dispersion, rose de fréquence.
 - * Attributs locaux : chaque objet est isolé et caractérisé par un ensemble de paramètres géométriques associés à sa morphologie ainsi que par des paramètres statistiques sur la fonction de luminance sous jacente aux objets.

Ce calcul d'attributs constitue l'avant dernière étape d'une analyse comprenant outre l'étape de segmentation des objets, un certain nombre de phases d'amélioration du signal image initial ainsi que des images d'objets segmentés (élimination de bruits, de défauts d'acquisition). Ces opérations sont réalisées par le biais de différentes techniques de filtrage et d'opérations de morphologie mathématique.

- Une approche statistique : la section rocheuse ou tout autre objet peut contenir des informations globales caractéristiques de sa texture. L'analyse utilise alors toute l'information de l'image sans chercher à segmenter une catégorie d'objets particulière. Les mesures permettent de caractériser la fonction de luminance au sein d'une fenêtre locale glissante sur l'image. Les attributs calculés soulignent les propriétés liées aux orientations préférentielles, aux densités locales, aux probabilités de répartition des niveaux de gris et permettent de caractériser la texture globale par des paramètres moyens.

L'interprétation des multiples données issues du traitement de l'image est réalisée par le biais de l'analyse des données. Les techniques d'analyse factorielle multiple nous ont permis de sélectionner les paramètres exprimant une information non redondante. L'analyse des correspondances multiples et la classification hiérarchique fournissent ensuite les bases d'une interprétation de résultats.

L'ensemble de ces schémas est utilisé suivant deux applications particulières :

- Une segmentation de zones par critères de texture. Un schéma d'analyse et de segmentation de zones sur critères de texture est proposé. Le corps du modèle repose sur l'extraction et la caractérisation par 1 vecteur d'attributs de contextes locaux homogènes. La méthode se scinde alors en deux étapes. La première est un apprentissage des propriétés de l'image. Le résultat se présente sous la forme d'une classification de ces propriétés. La seconde étape est une simple affectation des vecteurs d'attributs calculés pour chaque point à la classe la plus proche.

Le modèle permet de segmenter une image sur des critères de texture sans intervention. La segmentation initiale de fenêtres et leur caractérisation est un processus automatique. L'analyse des données fournit un ensemble de résultats permettant de déterminer automatiquement le nombre de classes tout en laissant le choix possible (arbre de classification). La visualisation des classes et le contrôle sur les résultats s'opèrent grâce à des manipulations simples (visualisation en fausses couleurs, contours de classe).

- Une caractérisation de l'évolution de la texture des roches associées à une déformation progressive. L'application de l'analyse texturale concerne l'analyse de l'évolution structurale de roches granitiques déformées. L'ensemble des résultats des techniques est présenté. Le contrôle de ces résultats s'opère par la comparaison avec des données géologiques (mesure de déformation, mesures physico-chimiques, etc..) réalisées sur ces roches [Marquer [87]] [Gapais [87]].

L'ensemble des techniques développées fournit au géologue un ensemble d'outils permettant :

- * De segmenter et de caractériser une population d'objets d'intérêt. Dans l'exemple traité, la segmentation des populations de clastes Feldspathiques et des traces de plans de foliation souligne l'évolution de la structure de la roche. Les résultats montrent que certaines transitions physico-chimiques mesurées par les techniques géologiques (ex : changement de phase minéralogique correspondant à une modification de comportement fragile-ductile) sont appréciables par les outils développés.
- * On peut également quantifier par analyse d'images différents paramètres caractéristiques de l'évolution texturale des roches déformées (développement d'orientations préférentielles, homogénéité, anisotropie, etc...). L'évolution de ces différents paramètres traduit les changements de mécanismes

de déformation. Une détection des modifications de ces mécanismes est donc envisageable. Le contrôle des traitements de cette étude par une mesure de la déformation et les corrélations observées nous permettent d'estimer une mesure de la déformation.

- * Un certain nombre d'autres mesures (fastidieuses manuellement) sont également réalisables sur ces objets (mesure de connexité, étude des relations entre éléments, etc...).

Cette étude, sans être exhaustive sur les méthodes employées fournit au géologue structural un outil puissant d'investigation.

Le développement d'outils de traitement d'image appliqués aux objets géologiques est en pleine phase d'extension. Notre étude rentre dans un cadre de développement et de tests d'outils d'investigation pour le géologue. Les perspectives de travail sont nombreuses :

- * Interpréter les résultats des traitements sous un aspect plus géologique, c'est à dire comprendre en quoi les modifications texturales des roches sont significatives de processus physico-chimiques,
- * Valider les outils développés sur d'autres séries de roches,
- * Utiliser les méthodes dans d'autres contextes géologiques et notamment développer d'autres outils d'analyse d'images aptes à résoudre certains problèmes géologiques liés par exemple à la modélisation analogique avec développement d'algorithmes de détection de champs de vitesse, d'analyse de la déformation et d'estimation de relief,
- * Interfacer de manière plus quantitative le savoir faire des géologues avec l'approche image traitée (base de données, systèmes experts, etc...).

- de déformation. Une détection des modifications de ces mécanismes est donc envisageable. Le contrôle des traitements de carte états par une mesure de la déformation et les corrélations observées nous permettent d'estimer une mesure de la déformation.
- Un certain nombre d'autres mesures (statistiques, manuellement, sont également réalisables sur ces objets (mesures de courbure, étude des relations entre éléments, etc...).
- Cette étude, sans être exhaustive sur les méthodes employées, fournit des bases structurées en vue d'une investigation.
- Le développement d'outils de traitement d'images appliqués aux objets géologiques est en pleine phase d'extension. Notre étude porte dans un cadre de développement et de tests d'outils d'investigation pour la géologie. Les perspectives de travail sont nombreuses :
- Interpréter les résultats des traitements sous un aspect plus géologique, c'est à dire comprendre en quoi les modifications textuelles des roches sont significatives de processus physico-chimiques.
 - Valider les outils développés sur d'autres séries de roches.
 - Utiliser les méthodes dans d'autres contextes géologiques et notamment développer d'autres outils d'analyse d'images aptes à résoudre certains problèmes géologiques liés par exemple à la modélisation analogique avec développement d'algorithmes de détection de champs de vitesse, d'analyse de la déformation et d'estimation de relief.
 - Interfacer de manière plus quantitative le savoir-faire des géologues avec l'approche image traitée (base de données, systèmes experts, etc...).

Bibliographie

- [Agterberg [78]] F.P. Agterberg. Quantification and statistical analysis of geological variables for mineral resource evaluation. in *Sciences de la Terre et Mesures*, editeur, *Proc. Goguel Colloquium on Earth Science and Management*, pages 399-406, Memoires du BRGM, Orléans, 1978.
- [Agterberg et Fabbri [78]] F.P. Agterberg et A.G. Fabbri. Spatial correlation of stratigraphic units quantified from geological maps. *Computer and Geosciences*, 4:285-289, 1978.
- [Ahuja et Rosenfeld [78]] N. Ahuja et A. Rosenfeld. A note on the use of second gray level statistics for threshold selection. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 8:895-899, 1978.
- [Barba et Ronsin [83]] D. Barba et J. Ronsin. New method in texture analysis in the context of image segmentation. in *Eupsico 83*, pages 283-286, Erlangen, 1983.
- [Bard [80]] J.P. Bard. *Microtexture des roches magmatiques et métamorphiques*. Masson, Paris, 1980.
- [Boukharouba et al. [85]] S. Boukharouba, J.M. Rebordao, et P.L. Wendel. An amplitude segmentation method based on the distribution function of an image. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 29:47-59, 1985.
- [Caianiello et al. [79]] E.R. Caianiello, A. Gifolso, et S. Vitulano. A technique for texture analysis using c-calculus. *Signal Processing*, 1:159-173, 1979.
- [Carlucci [72]] L.A. Carlucci. A formal system for texture language. *Pattern Recognition*, 4(1):53-72, 1972.
- [Carton et al. [74]] E.J. Carton, J.S. Weszka, et A. Rosenfeld. *Some basic texture analysis techniques*. TR 288, Computer Vision Laboratory at Computer Science Center, University of Maryland, Jan. 1974.
- [Castan et Shen [85]] S. Castan et J. Shen. Un nouvel algorithme de détection de contours. in *Congrès AFCET-RFIA*, pages 201-213, Grenoble, 1985.
- [Chassery et Garbay [86]] J.M. Chassery et C. Garbay. Expert systems. image processing and image interpretation. in *ICPR 86*, 1986.
- [Chatagnon [82]] F. Chatagnon. *L'analyse d'images appliquée à des problèmes structuraux : fracturation du site du barrage de Vinca*

(Pyrénées Orientales), structure d'un marbre de Carrare, déformation des quartzites de Dora Maira. Thèse, Université de Grenoble, 1982.

- [Chehdi et al. [86]] K. Chehdi, J.M. Boucher, et A. Hillion. Pattern recognition of zooplanktons. in AFCET, editeur, 8th conference on pattern recognition, pages 789-791, Paris, Oct. 1986.
- [Chellapa et al. [85]] R. Chellapa, S. Chatterjee, et R. Bagdazian. Texture synthesis and compression using gaussian-markov random fields. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-15(2):298-303, March/April 85.
- [Chen [82]] C.H. Chen. A study of texture classification using spectral features. in *Proc. 6th Int. Conf. on Pattern Recognition*, pages 1074-1077, Munich, Oct. 1982.
- [Choukroune et Gapais [83]] P. Choukroune et D. Gapais. Strain pattern in the aar granite (central alps) : orthogneiss developed by bulk inhomogeneous flattening. *J. Struct. Geol.*, 5:411-418, 1983.
- [Clark et al. [87]] M. Clark, A.C. Bovik, et S.G. Wilson. Texture segmentation using a class of narrowband filters. in IEEE, editeur, *ICASSP-87*, pages 571-574, 1987.
- [Conners et Harlow [80]a] R.W. Conners et C.A. Harlow. A theoretical comparison of texture algorithms. in IEEE, editeur, *IEEE Trans. PAMI-2*, pages 204-222, 1980.
- [Conners et Harlow [80]b] R.W. Conners et C.A. Harlow. Toward a structural textural analyser based on statistical methods. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 12:289-292, 1980.
- [Conrad [72]] F. Conrad. Représentation d'un réseau bidimensionnel de failles par un modèle probabiliste - application au calcul des grandeurs géométriques des blocs matriciels. Juillet 1972. Etude ARTEP.
- [Coster et Chermand [85]] M. Coster et J.L. Chermand. *Précis d'analyse d'images*. CNRS, Paris, 1985.
- [Cuvelier [86]] H. Cuvelier. Traitement d'images sur une série de photographies de plaques mince en lumière polarisée. 1986. Rapport de DEA, 40 pages.
- [Davis [82]] L.S. Davis. Image texture analysis : recent developpements. in *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, pages 366-375, 1982.
- [Deguchi et Morishita [78]] K. Deguchi et I. Morishita. Texture characterization and texture-based image partitioning using two-dimensional linear estimation techniques. *IEEE Transactions on Computers*, C-27(8):739-745, 1978.
- [Deravi et Pal [83]] F. Deravi et S.K. Pal. Gray level thresholding using second order statistics. *Pattern Recognition Letters*, 417-422, 1983.
- [Deriche [87]] R. Deriche. Using Canny's criteria to derive a recursively

- implemented optimal edge detector. *International Journal of Computer Vision*, 1:167-187, 1987.
- [Derin et Elliott [87]] H. Derin et H. Elliott. Modeling and segmentation of noisy and textured images using gibbs random fields. in IEEE, editeur, *IEEE Trans. PAMI-9*, pages 39-55, Jan. 1987.
- [Desouza [82]] P. DeSouza. Texture recognition via autoregression. *Pattern Recognition*, 15(16):471-475, 1982.
- [Desvaux [88]] S. Desvaux. *Analyse d'images sur des critères de texture*. INSA, Rennes, Juin 1988. Rapport de stage 5ème année.
- [Digabel [75]] H. Digabel. *Détermination pratique de la rose des directions*. Fascicule de Morphologie mathématique, Ecole des mines Fontainebleau, Centre de géostatistiques et de morphologie mathématique, 1975.
- [Doyle [62]] W. Doyle. Operation useful for similarity invariant pattern recognition. *Journal of the ACM*, 9:259-267, 1962.
- [Ehrich et Foith [76]] R. Ehrich et J.P. Foith. Representation of random waveforms by relational trees. *IEEE Transactions on Computers*, C25:725-736, 1976.
- [Ehrich et Foith [78]] R. Ehrich et J.P. Foith. A view of texture topology and texture by structural analysis. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 8:174-202, 1978.
- [Escofier et Pages [84]] B. Escofier et J. Pages. *L'analyse factorielle multiple*. Série recherche 42, Cahier du bureau Universitaire de R.O., Université de Rennes I, 1984.
- [Fabbri [84]] A.G. Fabbri. *Image processing of geological data*. Volume 3 de *Comp. Methods in the Geosciences*, Van Nostrand Reinhold Company, 1984. 244 pages.
- [Fekete et al. [81]] G. Fekete, O. Eklundh, et A. Rosenfeld. Relaxation : evaluation and applications. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 3:460-469, 1981.
- [Fenelon [81]] J.P. Fenelon. *Qu'est ce que l'analyse des données*. Lefonen, Paris, 1981. 310 pages.
- [Fry [79]] N. Fry. Random points distribution and strain measurements in rocks. *Tectonophysics*, 60:89-105, 1979.
- [Gagalowicz [83]] A. Gagalowicz. *Vers un modèle de texture*. Thèse, INRIA, Rocquencourt, 1983. Thèse de Doctorat état.
- [Gagalowicz et al. [85]a] A. Gagalowicz, S.D. Ma, et C. Tournier-Lasserre. New model for homogeneous texture. in *Proceedings of 4th Scandinavian Conference on Image Analysis*, pages 419-429, Trondheim, Norway, Juin 1985.
- [Gagalowicz et al. [85]b] A. Gagalowicz, S.D. Ma, et C. Tournier-Lasserre. Nouveaux modèles pour textures homogènes et inhomogènes. in *Congrès AFCEt reconnaissance des formes et Intelligence artificielle*, Grenoble, 1985.

- [Gagalowicz et Monga [85]] A. Gagalowicz et O. Monga. Un algorithme de segmentation hiérarchique. in *Proceedings Congrès AFCET-INRIA*, pages 163-177, 1985.
- [Galloway [75]] M.M. Galloway. Texture analysis using gray level run lengths. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 4:141-158, 1975.
- [Gapais [87]] D. Gapais. *Les orthogoneiss. Structures, mécanismes de déformation et analyse cinématique*. Thèse, Université de Rennes I, 1987. Doctorat d'état, 364 pages.
- [Geman et al. [87]] D. Geman, S. Geman, et C. Graffigne. Locating texture and objects boundaries. *Pattern Recognition, Theo. and App.*, F30:165-177, 1987.
- [Giraudon [87]] G. Giraudon. *Chaînage efficace de contour*. Rapport interne 605, INRIA, Sophia-Antipolis, 1987.
- [Graffigne [87]] C. Graffigne. *Experiments in texture analysis and segmentation*. Thèse, Brown university, USA, 1987.
- [Gramenopoulos [73]] N. Gramenopoulos. Terrain type recognition using erts-1 mss images. *Rec. Symp. Significant results*, 1229-1241, March 1973, Earth Technol. Sattelite NASA SP-237.
- [Hall [79]] E.L. HALL. *Computer image processing and pattern recognition*. Academic Press, New-York, 1979. 585 pages.
- [Haralick [79]] R.M. Haralick. Statistical and structural approaches to textures. in IEEE, editeur, *Proc. IEEE*, pages 786-804, 1979.
- [Haralick et al. [73]] R.M. Haralick, K. Shanmugan, et I. Dinstein. Textures features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 3:610-621, 1973.
- [Heitz [88]] F. Heitz. *Restitution de la radiographie d'un tableau dissimulé par une composition postérieure*. Thèse, ENST, Paris, 1988.
- [Herbin et al. [86]] J.P. Herbin, Lallemand C., et G. Legendre. Application of computer vision to the study of digital images of core samples. in AFCET, editeur, *Eight inter. Conf. on Pattern Recognition*, pages 871-873, Paris, 1986.
- [Ibrahim [84]] H. Ibrahim, A. et Benali. *Analyse des données*. Cours C42, Université de Rennes I, UER Math. et Info., Avril 1984. 132 pages.
- [Jelinek [78]] J. Jelinek. Statistical processing of anisotropy of magnetic susceptibility measured on groups of specimens. *Studia. Geophysics and Geodesics*, 22:50-62, 1978.
- [Johansen et Bille [82]] G. Johansen et J. Bille. A threshold selection method using informations measures. in *Proc. 6th Conf Pattern Recognition*, pages 140-143, Munich, Germany, 1982.
- [Julesz [62]] B. Julesz. Visual pattern discrimination. *IEEE Transactions on Information Theory*, 8:84-92, 1962.
- [Julesz [84]] B. Julesz. A theory of preattentive texture discrimination based on the first-order statistics of textons. *Biological Cybernetics*,

41:131-138, 1984.

- [Julesz et Bergen [83]] B. Julesz et R. Bergen. Textons, the fundamental elements in preattentive vision and perception of textures. *Bell System Technical Journal*, 62(6):1619-1645, 1983.
- [Kaneko et Yodogawa [82]] H. Kaneko et E. Yodogawa. A markov random field application to texture classification. in *Proc. Patt. Rec. and Image Proc.*, pages 221-225, Las Vegas, Jun. 1982.
- [Kapur et al. [85]] J.N. Kapur, P.K. Sahoo, et A.K.C. Wong. A new method for gray level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 29:273-285, 1985.
- [Kashyap et al. [82]] R.L. Kashyap, R. Chellapa, et A. Khotanzad. Texture classification using features derived from random fields models. *Pattern Recognition Letters*, 1:43-50, 1982.
- [Kashyap et Khotanzad [83]] R.L. Kashyap et A. Khotanzad. Rotation invariant texture classification using circular random fields models. in IEEE, editeur, *IEEE Proc. of Conf. on Comp. Vision and Pattern Recognition*, pages 194-200, Washington D.C., Jun. 1983.
- [Katz [65]] Y.H. Katz. Pattern recognition of meteorological satellite cloud photography. in *Proc. Third Symp. on Remote Sensing of Environment*, pages 173-214, 1965.
- [Keskes et Faugeras [79]] N. Keskes et O. Faugeras. Techniques de traitement numérique d'images et de reconnaissance des formes appliqués aux signaux sismiques. in *2ème Congrès AFCET-IRIA, Reconnaissance des formes et intelligence artificielle*, pages 185-195, 1979.
- [Kittler et Illingworth [86]] J. Kittler et J. Illingworth. Minimum error thresholding. *Pattern Recognition*, 19:41-47, 1986.
- [Knutsson et Granlund [83]] H. Knutsson et G.H. Granlund. Texture analysis using two-dimensionnal quadrature filters. in IEEE, editeur, *IEEE Workshop on Comp. Arch. for Patt. Analysis and Image Data Base Management*, page 8, IEEE, Pasadona, Oct. 1983.
- [Kohler [81]] R. Kohler. A segmentation system based on thresholding. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 15:319-338, 1981.
- [Kyrby et Rosenfeld [79]] R.L. Kyrby et A. Rosenfeld. A note on the use of (gray level, local average gray level) space as an aid in thresholding selection. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9:860-864, 1979.
- [Lapique [87]] F. Lapique. *Traitement informatique de la déformation finie et interprétation de l'évolution tectonique Pan-Africaine de la région de Timgaouine (Hoggar, Algérie)*. Thèse, Université de Nancy I, 1987. 224 pp.
- [Laws [79]] K.I. Laws. Texture energy measures. in *Proc. Image understanding Workshop*, pages 47-51, Nov. 1979.

- [Lebart [85]] A. Lebart, L. et Morineau. *SPAD-1985*. Cesia, Paris, 1985.
- [Lebellegard [87]] P. Lebellegard. *Utilisation de règles de réécritures en détection de contours*. Thèse, Université de RENNES I, Mars 1987.
- [Leplumey [86]] I. Leplumey. *Une approche structurale de la segmentation d'images et de la squelettisation*. Thèse, Université de RENNES I, Juin 1986.
- [Mackenzie et al. [82]] W.S. Mackenzie, C.H. Donaldson, et C. Guilford. *Atlas of igneous rocks and their textures*. Volume 1, Longman, 1982.
- [Maire et Gilles [77]] P. Maire et P. Gilles. Inconnu. in *Pract. Met.*, éditeur, *IIème Symposium d'analyse d'images en Science des Matériaux*, Caen, 4-7 Oct. 1977.
- [Maleson et al. [77]] J. Maleson, C. Brown, et J. Feldman. *Understanding natural textures*. Rapport technique, Computer Science Dept., University of Rochester, New-York, Sept. 1977.
- [Mandelbrot [77]] B. Mandelbrot. *Les objets fractals*. Flammarion, 1977.
- [Marquer [87]] D. Marquer. *Transfert de matière et déformation progressive des granitoides*. Thèse, Université de Rennes I, 1987. Mémoires et Documents du CAESS.
- [Marquer et al. [85]] D. Marquer, D. Gapais, et R. Capdevila. Comportement chimique et orthogneissification d'une granodiorite en faciès schistes verts (massif de l'aar, alpes centrales. *Bull. Minéralogique*, 108:209-221, 1985.
- [Mason et al. [75]] D. Mason, I.J. Lauder, D. Rutoritz, et G. Spowart. Measurements of c-bands in human chromosomes. *Comput. Biol. Med.*, 5:179-201, 1975.
- [Matheron [65]] G. Matheron. *Les variables généralisées et leur estimation*. Masson, 1965.
- [Matheron [67]] G. Matheron. *Éléments pour une théorie des milieux poreux*. Masson, 1967.
- [Matheron [82]] G. Matheron. *Les application idempotentes*. Rapport du centre de géostatistique et morphologie mathématique 743, Ecole des mines, Fontainebleau, 1982.
- [Matsuyama [87]] T. Matsuyama. Knowledge based aerial image understanding systems and expert systems for image processing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-25(3):305-316, may 1987.
- [Matsuyama et al. [80]] T. Matsuyama, K. Saburi, et M. Nagao. A structural description of regulary arranged textures. in *Proc. 5th Int. Conf. on Pattern Recognition*, pages 1115-1118, Miami Beach, Dec. 1980.
- [Matsuyama et al. [82]] T. Matsuyama, S. Miura, et M. Nagao. A structural analysis of natural textures by fourier transformation. in *Proc.*

- 6th Int. Conf. on Pattern Recognition, pages 289-292, Munich, 1982.
- [McKeown et al. [85]] D.M. McKeown, W.A. Harvey, et J. McDermott. Rule based interpretation of aerial imagery. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-7(5):570-585, Sept 1985.
- [Mering et al. [88]] C. Mering, D. Blamont, J.G. Ganascia, et F. Monjanel. Cime : une application des systemes experts a la télédétection. in *Congrès Systèmes Experts et leurs applications*, page 21, Avignon, Juin 1988.
- [Meyer [79]] F. Meyer. *Cytologie quantitative et morphologie mathématique*. Thèse, Ecole des mines de Paris, mai 1979.
- [Mitchell et Carlton [78]] O.R. Mitchell et S.G. Carlton. Image segmentation using a local extrema texture measure. *Pattern Recognition*, 10:205-210, 1978.
- [Nevatia et Babu [80]] R. Nevatia et K.R. Babu. Linear features extraction and description. *Computer Graphics and Image Processing*, 13:257-269, 1980.
- [Nguyen et Quinqueton [82]] P.T. Nguyen et P. Quinqueton. Space filling curves and texture analysis. in *Proc. 6th Int. Conf. on Pattern Recognition*, pages 282-285, Munich, 1982.
- [Otsu [78]] N. Otsu. A threshold selection method from gray level histogram. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, smc-8:62-66, 1978.
- [Panozzo [84]] R. Panozzo. Two dimensional strain from the orientation of lines in a plane. *Tectonophysics*, 95:279-294, 1984.
- [Pavlidis [77]] T. Pavlidis. *Structural pattern recognition*. Springer Verlag, New-York, 1977.
- [Pavlidis [78]] T. Pavlidis. A review of algorithms for shape analysis. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 7:243-258, 1978.
- [Pinet [84]] M.H. Pinet. Etude morphologique de la fissuration de l'aggloméré de minerais de fer en cours de réduction, par l'analyseur de texture. Octobre 1984. Rapport de DEA et Rapport IRSID.
- [Pong et al. [83]] T.C. Pong, R.M. Haralick, J.R. Graig, R.H. Yoon, et W.Z. Choi. The application of image analysis techniques to mineral processing. *Pattern Recognition Letters*, 2:117-123, 1983.
- [Prewitt [70]] J.M.S. Prewitt. *Object enhancement and extraction*, chapitre Picture processing and psychopictorics. Academic Press, 1970.
- [Prewitt et Mendelsohn [66]] J.M.S. Prewitt et M.L. Mendelsohn. The analysis of cell images. *Ann. New-York Acad. Sci.*, 128:1035-1053, 1966.
- [Pun [80]] T. Pun. A new method for gray level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Signal Processing*, 2:233-237, 1980.

- [Raafat et Wong [88]] H.M. Raafat et A.K.C. Wong. A texture information directed region growing algorithm for image segmentation and region classification. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 43:1-21, 1988.
- [Riseman et Hanson [84]] E.M. Riseman et A.R. Hanson. A methodology for the development of general knowledge-based vision systems. 159-170, 1984.
- [Roan et Aggarwal [87]] S.J. Roan et J.K. Aggarwal. Multiple resolution imagery and texture analysis. *Pattern Recognition*, 20(1):17-31, 1987.
- [Roberts [65]] L.G. Roberts. Machine perception of three dimensional solids. *Optical and Electronical Optical Information Processing*, 1965.
- [Roger [86]] B. Roger. Traitement d'images sur une série de photographies de plaques minces en lumière polarisée. 1986. Rapport de DEA, 45 pages.
- [Rosenfeld et Kak [82]] A. Rosenfeld et A.C. Kak. *Digital picture processing*. Academic Press, N.Y., 1982. 2nd edition.
- [Rosenfeld et R.C. [81]] A. Rosenfeld et Smith R.C. Thresholding using relaxation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 3:598-606, 1981.
- [Rosenfeld et torre [83]] A. Rosenfeld et O. De la torre. Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, smc-13:231-235, 1983.
- [Sahoo et al. [88]] P.K. Sahoo, S. Soltani, et A.K.C. Wong. A survey of thresholding techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 41:233-260, 1988.
- [Serra [82]] J. Serra. *Mathematical morphology*. Academic Press, 1982.
- [Serra [87]] J. Serra. *Advances in mathematical morphology*. Academic Press, New-York, 1987.
- [Shen et Wong [83]] H.C. Shen et A.K.C. Wong. Generalized texture representation and metric. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 23:187-206, 1983.
- [Sternberg [86]] S.R. Sternberg. Grayscale morphology. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 35:333-355, 1986.
- [Sun et Wee [83]] C. Sun et W.G. Wee. Neighboring gray level dependence matrix for texture classification. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 23:341-352, 1983.
- [Therrien [80]] C.W. Therrien. Linear filtering models for texture classification and segmentation. in IEEE, editeur, *IEEE Proc. of the Int. Conf. on Pattern Recognition*, pages 1132-1135, Miami Beach, Dec. 1980.
- [Tomita et al. [82]] F. Tomita, Y. Shirai, et S. Tsuji. Description of textures by a structural analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2:183-191, 1982.

- [Tournierlasserve [87]] C. Tournier-Lasserve. *Modèles d'analyse et de synthèse de textures homogènes et inhomogènes*. Thèse, Université Pierre et Marie CURIE, Paris, 1987.
- [Tsai [85]] W. Tsai. Moment preserving thresholding : a new approach. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 29:377-393, 1985.
- [Tsuji et Tomita [73]] S. Tsuji et F. Tomita. A structural analyser for a class of textures. *Computer Graphics and Image Processing*, 2:216-231, 1973.
- [Unser [84]] M. Unser. *Description statistique de textures : application à l'inspection automatique*. Thèse, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, Suisse, 1984. No 534.
- [VanGool et al. [85]] L. VanGool, P. Dewaele, et A. Oosterlink. Texture analysis anno 1983 : a survey. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 29:336-357, 1985.
- [Vannufel et al. [88]] C. Vannufel, D. Mazerolles, D. Michel, R. Portier, J-P Chevalier, et J.G. Perez-Ramirez. Enhancement of interfaces structures by digital image processing. in *J. Micr. Spect. Elect.*, page 58a, 1988. Vol. 13.
- [Volet et Kunt [86]] P. Volet et M. Kunt. Synthesis of natural structured textures. in *Proc. of EUPSICO-86*, The Hague, Sept. 1986. 3rd European Conf. on Signal Processing.
- [Wang et Haralick [84]] S. Wang et R.M. Haralick. Automatic multithreshold selection. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 25:46-67, 1984.
- [Wu et Rosenfeld [82]] A.Y. Wu et A. Rosenfeld. Threshold selection using quadtree. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-4:90-94, 1982.
- [Xie et Rives [88]] M. Xie et P. Rives. *From edges to line segments : a robust algorithm*. Rapport interne 429, IRISA, Rennes, 1988.
- [Zucker et al. [77]] S. Zucker, R. Hummel, et A. Rosenfeld. An application of relaxation labelling to line and curves enhancement. *IEEE Transactions on Computers*, 26:394-403, 1977.

- [Tominaga et al. 87] G. Tominaga, *Modèles d'analyse et de synthèse de textures homogènes et inhomogènes*, Thèse, Université Pierre et Marie CURIE, Paris, 1987.
- [Tsal 85] W. Tsal, *Moment preserving thresholding: a new approach*, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 30:317-333, 1985.
- [Tsal et Tominaga 73] S. Tsal et G. Tominaga, *A structural analysis for a class of textures*, *Computer Graphics and Image Processing*, 3:216-237, 1973.
- [Unger 84] M. Unger, *Description statistique de textures: application à l'aspect automatique*, Thèse, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, Suisse, 1984, No 234.
- [VanGool et al. 85] J. VanGool, F. Dewaele, et A. Gosterink, *Texture analysis using 1985: a survey*, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 32:336-357, 1985.
- [Vannieu et al. 85] C. Vannieu, D. Massonnet, D. Michel, R. Portier, J. P. Chevalier, et J. G. Ponce-Ramirez, *Enhancement of interfaces structures by digital image processing*, in *J. Micro. Spect. Anal.*, page 584, 1985, Vol. 12.
- [Voet et Kunt 86] P. Voet et M. Kunt, *Synthesis of natural structured textures*, in *Proc. of EUROGRAPH 86*, The Hague, Sept. 1986, 2nd European Conf. on Signal Processing.
- [Wang et Haralick 84] S. Wang et R. M. Haralick, *Automatic multi-threshold selection*, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 32:46-57, 1984.
- [Wu et Rosenfeld 82] A. Y. Wu et A. Rosenfeld, *Threshold selection using gradient*, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-4:50-64, 1982.
- [Xie et Rives 88] M. Xie et P. Rives, *From edges to line segments: a robust algorithm*, *Rapport interne 429*, IRISA, Rennes, 1988.
- [Zucker et al. 77] S. Zucker, R. Hummel, et A. Rosenfeld, *An application of relaxation labelling to line and curve enhancement*, *IEEE Transactions on Computers*, 26:304-307, 1977.

ANNEXES

ANNEXES

	Excentricité	Ecartype T...	Par forme	degre sym	Sigma S	La1 La3
1	1,34	43	9,34	-2,25	0,23	1,39
2	1,59	33	7,04	-0,74	0,32	1,54
3	1,56	44	8,34	-1,05	0,42	1,75
4	2,15	25	9,06	4,5	1,11	4,49
5	1,68	33	8,09	-0,34	1,18	5,28
6	2,07	29	8,06	-2,3	1,2	5,4
7	1,93	38	6,91	0,57	1,21	5,46
8	1,93	28	6,12	3,6	1,3	6,12
9	2,87	16	6,31	-0,97	1,4	7
10	3,16	18	6,05	1,59	1,5	7,9
11	2,31	23	6,03	-0,9	1,67	9,77
12	2,24	26	6,1	0,15	1,81	11,91
13	3,05	19	6,19	-0,94	1,92	14,42
14	3,67	9	6,95	-2	2,05	17,42
15	4,65	10	7,37	-0,96	2,23	23,02
16	3,31	16	7,32	-1,9	2,4	28
17	3,04	13	7,54	-0,91	2,6	47
18	4,23	6	9,17	0,67	3,18	79,27
19	8,5	3	21	0,5?	?	

Paramètres de texture calculés pour les roches de l'Aar. Les numéros correspondent aux indices des images. Les deux dernières colonnes indiquent l'intensité de déformation mesurée sur enclaves, d'après Marquer [87].

	Rap Exc	Ecart teta	Par forme	Sigma s
1	1,322	40	11,6	0,2
2	1,26	45	7,07	1,3
3	1,69	35	7,51	1,3
4	2,57	32	7,59	1,32
5	1,66	34	5,53	1,34
6	2,05	30	6,5	1,5
7	2,4	31	7,8	1,65
8	2,32	27	6,8	1,7
9	2,97	21	6,41	1,85
10	2,77	19	5,3	1,9
11	4,06	11	5,3	2,45
12	5,45	5	9,34	2,9

Paramètres de texture calculés pour les roches du Gothard. Les numéros correspondent aux indices des images. La dernière colonne indique l'intensité de déformation mesurée sur enclaves, d'après Marquer [87].

	Taille pix	Rap Exc	Ecartype	Teta moy	Teta sect	Ecart T cl
1	268	1,51	37	136	180	44
2	283	1,48	40	141	186	45
3	495	1,48	43	132	180	48
4	165	1,35	42	151	180	29
5	198	1,42	39	156	190	34
6	279	1,35	41	155	180	25
7	254	1,25	46	163	187	24
8	167	1,38	43	167	180	13
9	166	1,89	32	166	183	17
10	178	1,75	35	165	178	13
11	172	1,99	33	169	182	13
12	187	1,77	33	161	178	17
13	145	1,76	36	168	180	12
14	123	1,88	30	164	183	19
15	155	2,62	24	173	180	7
16	102	2,36	28	167	183	16
17	145	1,62	36	161	174	13
18	62	1,39	43	156	180	24
19	27	4,2	21	175	180	5

Paramètres calculés sur les clastes feldspathiques pour les roches de l'Aar. Les numéros correspondent aux indices des images. Taille pix = Taille des clastes en pixels; Rap Exc = Rapport d'Excentricité des clastes; Ecartype = Ecartype sur l'orientation du moment d'inertie principal; Teta moy = Orientation moyenne des clastes; Teta sect = Orientation moyenne de la section (d'après les mesures sur texture locales); Ecart T cl = Ecart entre l'orientation moyenne des clastes et la foliation.

	AXE 1	AXE 2	AXE 3
1	0,46	0,31	0,15
2	0,27	-0,21	0
3	0,32	0,01	0,18
4	0,4	0,26	-0,24
5	0,45	0,38	-0,05
6	0,42	0,12	0,21
7	0,33	0,14	0,04
8	0,17	-0,1	0,06
9	0,12	0,1	-0,55
10	0,15	-0,11	0,28
11	-0,07	-0,16	-0,12
12	0,1	-0,05	-0,12
13	-0,12	-0,11	0,17
14	0,01	-0,09	-0,13
15	-0,44	0,09	0,29
16	-0,3	-0,2	-0,09
17	-0,22	-0,23	-0,06
18	-0,72	0,1	-0,06
19	-1,39	0,53	0,03

Coordonnées des 19 échantillons de l'Aar suivant les trois premiers axes factoriels. L'analyse factorielle ACP est réalisée sur 200 points d'analyse par section et 16 vecteurs A_i recentrés par point. Après classification le résultat est analysé par une Analyse des Correspondances Simples sur un tableau croisant les effectifs des échantillons et des classes.

Dans la même collection :

- N°1 - H. MARTIN** - Nature, origine et évolution d'un segment de croûte continentale archéenne : contraintes chimiques et isotopiques. Exemple de la Finlande orientale. 392 p., 183 fig., 51 tabl., 4 pl. (1985). 140F.
- N°2 - G. QUERRE** - Paléogénèse de la croûte continentale à l' archéen : les granitoïdes tardifs (2,5-2,4 Ga) de Finlande Orientale. Pétrologie et géochimie. 226 p., 74 fig., 41 tabl., 3 pl.(1985). 85F.
- N°3 - J. DURAND** - Le Grès Armoricaïn. Sédimentologie. Traces fossiles. Milieux de dépôt. 150 p., 76 fig., 9 tabl., 19 pl. (1985). EPUISÉ
- N°4 - D. PRIOUR** - Genèse des zones de cisaillement : Application de la méthode des éléments finis à la simulation numérique de la déformation des roches. 157 p., 106 fig., 7 tabl., (1985). 55F.
- N°5 - V. NGAKO** - Evolution métamorphique et structurale de la bordure sud-ouest de la "série de Poli". Segment camerounais de la chaîne panafricaine. 185 p., 76 fig., 16 tabl., 12 pl. (1986). 70F.
- N°6 - J. DE POULPIQUET** - Etude géophysique d'un marqueur magnétique situé sur la marge continentale sud-armoricaine. 159 p., 121 fig., 5 tabl. (1986). 55F.
- N°7 - P. BARBEY** - Signification géodynamique des domaines granulitiques. La ceinture des granulites de Laponie : une suture de collision continentale d'âge Protérozoïque inférieur (1.9-2.4 Ga). 324 p., 89 fig., 46 tabl., 11 pl. (1986). 115F.

N°8 - Ph. DAVY - Modélisation thermo-mécanique de la collision continentale. 233 p., 72 fig., 2 tabl. (1986). EPUISE

N°9 - Y. GEORGET - Nature et origine des granites peralumineux à cordiérite et des roches associées. Exemples des granitoïdes du Massif Armoricaïn (France) : Pétrologie et géochimie. 250 p., 140 fig., 67 tabl., (1986).

EPUISE

N°10 - D. MARQUER - Transfert de matière et déformation progressive des granitoïdes. Exemple des massifs de l'Aar et du Gothard (Alpes centrales Suisses). 287 p., 134 fig., 52 tabl., 5 cartes hors-texte (1987).

EPUISE

N°11 - J.S. SALIS - Variation séculaire du champ magnétique terrestre. Direction et Paléointensité sur la période 7.000 - 70.000 BP dans la chaîne des Puys. 190 p., 73 fig., 28 tabl., 1 carte hors-texte (1987).

90F.

N°12 - Y. GERARD - Etude expérimentale des interactions entre déformation et transformation de phase. Exemple de la transition calcite-aragonite. 126 p., 42 fig., 3 tabl., 10 pl. (1987).

75F.

N°13 - H. TATTEVIN - Déformation et transformation de phases induites par ondes de choc dans les silicates. Caractérisation par la microscopie électronique en transmission. 150 p., 50 fig., 1 tabl., 13 pl. (1987).

95F.

N°14 - J.L. PAQUETTE - Comportement des systèmes isotopiques U-Pb et Sm-Nd dans le métamorphisme éclogitique. Chaîne Hercynienne et chaîne Alpine. 190 p., 88 fig., 39 tabl., 2 pl. (1987).

95F.

N°15 - B. VENDEVILLE - Champs de failles et tectonique en extension : modélisation expérimentale. 392 p., 181 fig., 1 tabl., 82 pl. (1987).

265F.

N°16 - E. TAILLEBOIS - Cadre géologique des indices sulfurés à Zn, Pb, Cu, Fe du secteur de Gouézec-St-Thois : Dévono-Carbonifère du flanc Sud du Bassin de Châteaulin (Finistère). 195 p., 64 fig., 41 tabl., 8 pl. photo., 8 pl. h.texte. (1987). 110F.

N°17 - J.P. COGNE - Contribution à l'étude paléomagnétique des roches déformées. 204 p., 86 fig., 17 tabl., (1987). 90F.

N°18 - E. DENIS - Les sédiments briovériens (Protérozoïque supérieur) de Bretagne septentrionale et occidentale : Nature, mise en place et évolution. 263 p., 148 fig., 26 tabl., 8 pl. (1988). 140F.

N°19 - M. BALLEVRE - Collision continentale et chemins P-T : l'unité pennique du Grand Paradis (Alpes Occidentales). 340 p., 146 fig., 10 tabl., (1988). 145F.

N°20 - J.P. GRATIER - L'équilibrage des coupes géologiques. Buts, méthodes et applications. Atelier du Groupe d'Etudes Tectoniques le 8 Avril 1987 à Rennes. 165 p., 82 fig., 2 tabl. (1988). 85F.

N°21 - R.P. MENOT - Magmatismes paléozoïques et structuration carbonifère du Massif de Belledonne (Alpes Françaises). Contraintes nouvelles pour les schémas d'évolution de la chaîne varisque ouest-européenne. 465 p., 101 fig., 31 tabl., 6 pl., (1988). 200F.

N°22 - S. BLAIS - Les ceintures de roches vertes archéennes de Finlande Orientale : Géologie, pétrologie, géochimie et évolution géodynamique. 312 p., 107 fig., 98 tabl., 11 pl. photo, 1 pl. h.texte, (1989). 160F.

N°23 - A. CHAUVIN - Intensité du champ magnétique terrestre en période stable de transition, enregistrée par des séquences de coulées volcaniques du quaternaire. 217 p., 100 fig., 13 tab. (1989). 100F.

N°24 - J.P. VUICHARD - La marge austroalpine durant la collision alpine : évolution tectonométamorphique de la zone de Sesia-Lanzo. 307 p., 143 fig., 26 tab., 6 pl. hors-texte. (1989). 170F.

N°25 - C. GUERROT - Archéen et Protérozoïque dans la chaîne hercynienne ouest-européenne : géochimie isotopique (Sr-Nd-Pb) et géochronologie U-Pb sur zircons. 180 p., 68 fig., 29 tab., 1 pl. (1989). 90F.

N°26 - J.L. LAGARDE - Granites tardi carbonifères et déformation crustale. L'exemple de la Méséta marocaine. 353 p., 244 fig., 15 pl. (1989). 210F.

N°27 - Ph. BARDY - L'orogène cadomien dans le Nord-Est du Massif Armoricain et en Manche Occidentale. Etude tectonométamorphique et géophysique. 395 p., 142 fig., 7 tab., 1 pl. hors-texte. (1989). 175F.

N°28 - D. GAPAIS - Les Orthogneiss : Structures, mécanismes de déformation et analyse cinématique. 377 p., 184 fig., 3 tab., (1989). 275F.

N°29 - E. LE GOFF - Conditions pression-température de la déformation dans les orthogneiss : Modèle thermodynamique et exemples naturels. 321 p., 146 fig., 42 tab. (1989). 150F.

N°30 - D. KHATTACH - Paléomagnétisme de formations paléozoïques du Maroc. 220 p., 97 fig., 35 tab., (1989). 100F.

- N°31 - A. HAIDER - Géologie de la formation ferrifère précambrienne et du complexe granulitique encaissant de Buur (Sud de la Somalie). Implications sur l'évolution crustale du socle de Buur. 215 p., 18 fig., 42 tab., 7 pl. (1989). 130 F.
- N°32 - T. DANIEL - Traitement numérique d'image appliqué à l'analyse texturale de roches déformées. 186 p., 121 fig., 4 tab., (1989). 210 F.
- N°33 - C. LECUYER - Hydrothermalisme fossile dans une paléocroûte océanique associée à un centre d'expansion lent : Le complexe ophiolitique de Trinity (N. Californie, U.S.A). 342 p., 109 fig., 73 tab., (1989). 200 F.
- N°34 - P. RICHARD - Champs de failles au dessus d'un décrochement de socle: modélisation expérimentale. 382 p., 137 fig., (1989). 400 F.
- N°35 - J. de BREMOND d'ARS - Estimation des propriétés rhéologiques des magmas par l'étude des instabilités gravitaires. Pétrologie du complexe plutonique lité de Guernesey. 370 p., 128 fig., 64 tabl., (1989). 180 F.
- N°36 - A. LE CLEAC'H - Contribution à l'étude des propriétés physiques des minéraux à haute pression : Spectroscopie et calcul des grandeurs thermodynamiques de la lawsonite, des épidotes et des polymorphes de SiO₂. 190 p., 72 fig., 37 tabl., (1989). 100 F.

N°31 - A. HAIDER - Géologie de la formation latéritique phospatée et du complexe granitique sous-jacent de Baur (sud de la Somalie). Implications sur l'évolution tectonique de l'océan de Baur. *XIX p., 18 fig., 42 tabl., 3 pl.* 130 f. (1989).

N°32 - J. DANIEL - Traitement numérique d'images appliquées à l'analyse texturale de roches déformées. 163 p., 121 fig., 4 tabl. (1989). 210 f.

N°33 - C. LECHE - Hydrothermalisme fossile dans une paléocroûte océanique associée à un centre d'expansion lent : le complexe ophiolitique de Trinity (N. Californie, U.S.A.). 342 p., 169 fig., 32 tabl. (1989). 200 f.

N°34 - P. RICHARD - Champ de failles au dessus d'un détachement de socle : modélisation expérimentale. 302 p., 137 fig. (1989). 400 f.

N°35 - J. de BRUNO D'ARS - Estimation des propriétés rhéologiques des roches par l'étude des instabilités gravitaires. Pétrologie du complexe plutonique libé de Lemnos. 270 p., 120 fig., 64 tabl. (1989). 100 f.

N°36 - A. LE CLÉACH - Contribution à l'étude des propriétés physiques des minéraux à haute pression : spectroscopie et calcul des grandeurs thermodynamiques de la lawsonite, des épidotes et des polymorphes de SiO₂. 130 p., 72 fig., 37 tabl. (1989). 100 f.

BON DE COMMANDE

A retourner à :

Centre Armoricaïn d'Etude Structurale des Socles
Mémoires et documents du CAESS
Université de Rennes I - Campus de Beaulieu
35042 - RENNES Cédex (France).

NOM

ORGANISME

ADRESSE

Veillez me faire parvenir les ouvrages suivants :

N°	Auteur	Nb Exemplaires	Prix Unitaire	TOTAL
Frais d'envoi :				
1 volume : 20,00 F				
Total				
Frais d'envoi				
Montant total				

Veillez établir votre chèque au nom de l' Agent comptable de l'Université de Rennes I et le joindre au bon de commande.

BON DE COMMANDE

A retourner à :

Centre National d'Etudes Structurales des Solides
 Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche
 Université de Rennes I - Campus de Beaulieu
 35042 - RENNES Cedex (France).

NOM

ORGANISME

ADRESSE

Veuillez me faire parvenir les ouvrages suivants :

N°	Auteur	No Exemplaire	Prix Unitaire	TOTAL

Prix d'envoi :
 1 volume : 2000 F

Total

Prix d'envoi

Montant total

Veuillez échantillonner votre commande au nom de l'Agence centrale de l'Université de
 Rennes I et la joindre au bon de commande.

RESUME

Le développement récent des techniques informatiques d'imagerie numérique permet désormais une utilisation de ces méthodes en géologie. Un ensemble d'outils de traitement d'image est proposé dans le cadre d'une application à la quantification des modifications structurales intervenues au cours de la déformation progressive de roches granitiques. Deux types d'approches sont développées :

- . Une approche structurale : les objets significatifs de l'image (ex : clastes, traces de bandes de déformation) sont automatiquement segmentés puis caractérisés par des attributs (granulométrie, dispersion, rose de fréquence, etc ...).
- . Une approche statistique : l'analyse utilise toute l'information de l'image sans chercher à segmenter une catégorie particulière d'objets. Les attributs permettent de caractériser les propriétés liées aux orientations préférentielles, densités locales, etc...

Les données issues des traitements sont ensuite analysées à l'aide des techniques d'analyse factorielle et de classification. Deux applications sont présentées :

- . Une segmentation automatique d'images par critère de texture.
- . Une caractérisation de l'évolution de la texture de roches granitiques en fonction de la déformation progressive.

Les résultats montrent en particulier que certaines transitions physico-chimiques mesurées par des outils géologiques (ex : transformations minéralogiques, transitions fragile-ductile, changements de mécanismes de déformation) se marquent sur les textures des roches et peuvent être quantifiées par les outils développés.

Mots clés : Analyse d'image, Tecture, Morphologie mathématique, Déformation, Granite.